UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

Ecole Doctorale GAIA — Biodiversité Agriculture Alimentation Environnement Terre Eau

cirad

AIDA

Mémoire d'Habilitation à Diriger des Recherches

PRENDRE DE LA HAUTEUR POUR CARACTÉRISER ET ANALYSER LES PAYSAGES AGRICOLES: APPLICATION DE LA TÉLÉDÉTECTION À L'AGRICULTURE FAMILIALE AFRICAINE

présenté par

Louise LEROUX

ANNÉE 2025

Je déclare avoir respecté, dans la conception et la rédaction de ce mémoire d'HDR, les valeurs et principes d'intégrité scientifique destinés à garantir le caractère honnête et scientifiquement rigoureux de tout travail de recherche, visés à l'article L.211-2 du Code de la recherche et énoncés par la Charte nationale de déontologie des métiers de la recherche et la Charte d'intégrité scientifique de l'Université de Montpellier. Je m'engage à les promouvoir dans le cadre de mes activités futures d'encadrement de recherche.

A Jacques

A mes familles de France et du Sénégal

A Sokhna

Agnès
JLAD
Les copains du cheval
Les collègues AIDA
Mansour
Babacar
Susan
Dalva
Enzo
Mes parents
Mes parents
François
Ma famille sénégalaise
Les collègues EiA
Les collègues CSE
Marc
Petit
Les collègues TETIS
Jean-Eudes
François
Mamy
Les collègues TETIS
Les dévastés du Sénégal
Ibrahima
Jacques
Enzo
Agnès
Cléoma
JLAD
Les collègues du Kenya
Les collègues EiA
Susan
Les collègues AIDA
Mon jumeau Aziz Diouf
Mon jumeau Aziz Diouf
Les collègues CSE
Adama
Cléoma
Ma famille sénégalaise
Camille
Mamy
Les collègues du Kenya
Jacques
Mansour
Adama
Camille
Petit
Dalva
Marc
Merci
Babacar
Jean-Eudes
Les copains du cheval
Ibrahima

TABLE DES MATIERES

Liste des sigles et acronymes xiii
Liste des Figures xv
Liste des tableaux xix
CURRICULUM VITAE 1
Curriculum Vitae Infographique 2
Curriculum Vitae Synthétique 4
Curriculum Vitae Détaillé 7
SYNTHESE DES TRAVAUX DE RECHERCHE 23
Introduction Générale 27
Itinéraire vers la recherche 27
Les années universitaires, un parcours à l'aveugle 27
La thèse, pour se donner le temps de voir venir 28
Vers le Cirad et au-delà 28
Positionnement de mes recherches 30
L'agriculture familiale face aux enjeux globaux 30
La télédétection comme outil de suivi de l'agriculture et des paysages agricoles 30
Les nouvelles opportunités de la télédétection pour l'agriculture familiale 32
Plan du mémoire 33
Partie 1 : La télédétection pour décrire : Cartographie des paysages agricoles et de leur diversité 39
Cartographier les gradients de diversité paysagère : application aux systèmes agroforestiers sénégalais 39
Une méthode basée sur les connaissances a priori du fonctionnement des systèmes 40
Utilisation de la cartographie du gradient pour optimiser les protocoles d'échantillonnage : application à différentes thématiques 42
Conclusion partielle 46
Cartographier l'utilisation du sol en petite agriculture familiale africaine : les opportunités offertes par les nouvelles données et/ou approches 46
Cartographier l'utilisation du sol dans les systèmes agroforestiers au Sénégal 48
Utilisation de la chaîne de traitement MORINGA avec PlanetScope et Sentinel-2 49
Utilisation de Google Earth Engine et Sentinel-2 50
Quelles perspectives pour les approches de Deep Learning ? 52

Le cas spécifique des terres agricoles non-actives (jachère) au Burkina Faso 54
Conclusion partielle 56
Cartographier la composante arborée des systèmes agroforestiers : application aux systèmes agroforestiers sénégalais 57
Cartographier l'espèce dominante : le cas du F.albida 59
A l'échelle nationale : Cartographier l'abondance du F.albida 60
A l'échelle locale : Cartographier les F.albida 61
De la cartographie des arbres à la caractérisation et cartographie de la diversité de la couverture ligneuse dans le parc à F.albida 62
Analyse de la diversité spécifique du parc arboré à partir des observations de terrain 63
Cartographie de la diversité spécifique basée sur la modélisation de distribution d'espèces 64
Conclusion partielle 66
Conclusion 67
Partie 2 : La télédétection pour évaluer : Mesure de la production de végétation des paysages agricoles 73
Mesurer les performances agronomiques des systèmes de culture à l'échelle locale 73
Estimation et prédiction des rendements céréaliers par différentes approches 75
Des approches par modélisation empirique et apprentissage automatique à partir des données de télédétection « seules » : application au rendement du mil au Sénégal dans le parc à F.albida 76
L'« Uncalibrated approach » : une modélisation empirique combinant données de télédétection et sortie de modèle de croissance de plante 81
Vers une tentative d'assimilation des données de télédétection dans les modèles de croissance de plante 83
Suivi des paramètres de croissance du mil 85
Evaluer l'apport du drone en combinaison de données Sentinel-2 pour l'estimation du FCover 85
Quel potentiel des données Sentinel-2 pour le suivi du LAI sous couvert hétérogène ? Comparaison de méthodes 89
Au-delà de la production de végétation : Evaluation des services écosystémiques dans le parc à F.albida 92
Conclusion partielle 96
Mesurer la production de végétation et ces dynamiques en réponse aux Objectifs du Développement Durable à l'échelle régionale 97
Contribution à l'objectif « Zéro Faim » : Amélioration et évaluation des systèmes de suivi de l'agriculture en Afrique de l'Ouest 98

Prendre en compte la biomasse herbacée de saison sèche et la qualité du fourrage dans le système de suivi de la campagne pastorale au Sénégal 98
Les différents systèmes d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire en Afrique de l'Ouest nous disent-ils la même chose sur la production de végétation ? 100
Contribution à l'objectif « Vie Terrestre » : Evaluer la dégradation des terres au Sahel et au Mozambique 102
Conclusion partielle 103
Conclusion 104
Partie 3 : La télédétection pour comprendre : Analyse des relations entre composantes des paysages agricoles et production de végétation 111
Analyser les contributions du climat et des changements d'occupation du sol sur la production de végétation à l'échelle régionale 111
Analyser l'impact des arbres sur les rendements et la fourniture de services écosystémiques à l'échelle parcellaire 114
Effets de la présence d'arbres sur la variabilité intra-parcellaire des rendements et des services écosystémiques à partir d'approches statistiques 116
Effets de la composition et de la structuration du parc arboré sur les rendements 120
Conclusion partielle 124
Analyser les relations entre diversité des paysages, production agricole et sécurité alimentaire 124
Conclusion 126
Discussion générale et perspectives de recherche 131
Eléments de discussion 131
Un parcours à l'interface entre télédétection et agronomie 131
L'apport de la télédétection à l'agronomie 131
L'apport de l'agronomie à la télédétection 133
La complémentarité au cœur de mes recherches 135
La complémentarité des thématiques 135
La complémentarité des approches et échelles 136
Le suivi de l'agriculture familiale africaine à l'ère du Big Data et de l'Intelligence Artificielle 139
Opportunité du Big Data et de l'IA 139
Devons-nous repenser notre métier? 141
Projet de recherche 142
Des données, encore des données, toujours plus de données : Sciences citoyennes et nouvelles technologies au service de la télédétection pour le suivi des paysages agricoles en agriculture familiale 144

Smartisation de la télédétection : variables essentielles pour l'étude des paysages en petite agriculture familiale, cas de l'agroforesterie 148

Replacer les perspectives des acteurs au centre : Intégration de la télédétection et de l'évaluation multicritères pour une gestion intégrée des paysages, cas de l'agroforesterie . 152

Conclusion générale 156

Références bibliographiques citées 158

PUBLICATIONS 183

Liste des publications 184

Articles dans des revues à comité de lecture (ACL) 184

Articles en révision ou soumis 188

Conférences Internationales – Présentations Orales 188

Conférences Internationales – Présentations par affiche 191

Chapitre d'ouvrage 191

Policy Brief 192

Communications Grand Public 192

Sélection de publications 193

Driving forces of recent vegetation changes in the Sahel: Lessons learned from regional and local level analyses 193

A spatialized assessment of ecosystem service relationships in a multifunctional agroforestry landscape of Senegal. 211

Exploring the agricultural landscape diversity-food security nexus: an analysis in two contrasted parklands of Central Senegal 231

Benchmarking statistical modelling approaches with multi-source remote sensing data for millet yield monitoring: A case study of the Groundnut basin in central Senegal 247

Landscape heterogeneity analysis using geospatial techniques and a priori knowledge in Sahelian agroforestry systems of Senegal 273

LISTE DES SIGLES ET ACRONYMES

AFD	Agence Française de Développement
AI	Artificial Intelligence
AIDA	Agroécologie et Intensification Durable des cultures Annuelles
ANOVA	Analyses of Variance
ASAP	Anomaly hot Spots of Agricultural Production
AUC	Area Under the Curve
AVHRR	Advanced very-high-resolution radiometer
BAME	Bureau d'Analyses Macro Economiques
BCPST	Biologie, Chimie, Physique et Sciences de la Terre
CM4EW	Crop Monitor for Early Warning
CNA	Correlation Network Analysis
CNES	Centre National d'Etudes Spatiales
CSE	Centre de Suivi Ecologique
CNN	Convutional Neural Network
DL	Deep Learning
EAV	Essential Agroforestry Variables
EiA	Excellence in Agronomy
EO	Earth Observation
ENFA	Ecological Niche Factor Analysis
ESA	European Space Agency
ESTIME	Evaluation des Systèmes de culTure, Intégrée et Multi-Echelle
FAO	Food and Agriculture Organization of the United Nations
FAPAR	Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation
FCOVER	green Fraction of Vegetation Cover
FEWSNET	Famine Early Warning Systems Network
GARDIAN	Global Agricultural Research Data Innovation Acceleration Network
GBM	Gradient Boosting Machine
GDVI	Green Difference Vegetation
GEE	Google Earth Engine
GEOGLAM	Group on Earth Observations Global Agricultural Monitoring
GIEC	Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat
GIEWS	Global Information and Early Warning System
GRU	Gated Recurrent Unit
GVM	Grande Muraille Verte
HFIAS	Household Food Insecurity Access Scale
HOb2sRNN	Hierarchical Object based two-Stream Recurrent Neural Network
HRS	Haute Résolution Spatiale
IITA	International Institut of Tropical Agriculture
INRAE	Institut national de recherche pour l'agriculture, l'alimentation et l'environnement
ISRA	Institut Sénégalais de Recherches Agricoles
JECAM	Joint Experiment for Crop Assessment and Monitoring
LAI	Leaf Area Index

LIRMM	Laboratoire d'informatique, de robotique et de microélectronique de Montpellier
LM	Linear Model
LNRPV	Laboratoire National de Recherches sur les Productions Végétales
LULC	Land Use and Land Cover
MIASHS	Mathématiques et Informatique Appliquées aux Sciences Humaines et Sociales
ML	Machine Learning
MNDVI	Modified Normalized Difference Vegetation Index
MODIS	Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDRE	Normalize Difference Red-Edge
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
OBIA	Object-Bases Image Analysis
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
ODD	Objectifs du Développement Durable
PROBA-V	Project for On-Board Autonomy-Vegetation
RF	Random Forest
RMSE	Root Mean Square Error
RNN	Recurrent Neural Network
RRMSE	Relative Root Mean Square Error
SAP	Système d'Alerte Précoce
SAR	Synthetic-aperture radar
SDM	Species Distribution Model
SE	Services Ecosystémiques
SMART	Specific, Measurable, Achievable, Realistic and Time-sensitive
SMOS	Soil Moisture and Ocean Salinity
SNAP	Sentinel Application Platform
STICS	Simulateur mulTIdisciplinaire pour les Cultures Standard
SVM	Support Vector Machine
SWIR	Short Wave Infra Red
TETIS	Territoire, Environnement, Télédétection, Information Spatiale
THRS	Très Haute Résolution Spatiale
UMR	Unité Mixte de Recherche
UAV	Unmanned Aerial Vehicle
UR	Unité de Recherche
VAM	Vulnerability Analysis and Mapping
VI	Vegetation Index

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Nombre de citations annuelles et principales statistiques de citation, hors auto-citation, à la date de Juillet 2024. Source : Citation Report, Web of Science. 9
Figure 2. Organisation générale de mes activités de recherche autour du triptyque décrire, évaluer, comprendre. 34
Figure 3. Illustration d'un gradient de densité et diversité dans le parc à *F.albida* du Senegal (Leroux et al., 2022a) 40
Figure 4. Donnees utilisées et methodologie proposée avec (1) la stratification paysagère et (2) l'échantillonnage stratifié- OBIA = Object-Based image analysis. Adapté de **Ndao et al., 2021b**. 41
Figure 5. Principaux résultats de la stratification paysagère avec a) la segmentation paysagère, b) la classification, c) l'évaluation qualitative à partir des variables utilisées pour la classification et d) l'évaluation quantitative à parti des métriques de paysage dérivées de la carte d'occupation du sol. Adapté de **Ndao et al., 2021b.** 42
Figure 6. Illustration de la cartographie du gradient paysager sur le site de Nioro du Rip, et de la localisation des villages sélectionnés pour les enquêtes de ménages et les suivis agronomiques. adapté de Leroux et al., 2022b. 45
Figure 7. Illustration de la variabilité du domaine cultivé pour différents produits globaux. A) comparaison de la localisation du domaine cultivé pour 10 produits globaux (Lambert et al., 2016). B) Evaluation de la précision globale du produit PROBA-V développé par (Lambert et al., 2016). C) Evaluation de la précision utilisateur du produit MODIS Land Cover pour la cartographie du domaine cultivé (Leroux et al., 2014). 47
Figure 8. Probabilité d'avoir un ciel dégagé au cours de la saison culturale (Whitcraft et al., 2015). 49
Figure 9. Cartographie de l'utilisation du sol en 2018 (A) et 2019 (B) sur la zone de Niakhar au Senegal. Adapté de Ndao et al., 2021b. 50
Figure 10. Illustration des 4 étapes mise en place pour la cartographie hiérarchique de l'utilisation du sol sous Google Earth Engine. 52
Figure 11. Cartographie de l'utilisation du sol au Senegal par approche de deep learning. a) Illustration de l'organisation hierarchique des classes d'utilisation du sol utilisée pour le pré-entrainement du modele. B) Apercu de l'architecture de la méthode Hob2sRNN. c) illustration des resultats cartographiques obtenus sur une sous zone du site du Sénégal pour la méthode Hob2sRNN et comparaison avec 5 autres algorithmes de classification (RF_{POE}, RF, SVM, MLP, TempCnn et OD2RNN). Adapté de **Gbodjo et al. (2020)**. 54
Figure 12. Cartographie des terres agricoles non actives au Burkina Faso. A) Démarche méthodologique générale. b) Exemple de la cartographie annuelle en 4 classes d'utilisation du sol en 2017. C) Exemple de la cartographie des terres agricoles non actives en 2017. Adapte de **Castro Alvarado et al. (2023)**. 56
Figure 13. Illustration de la présence des arbres au sein des paysages agricoles africains. Source Google Earth ©. 59
Figure 14. Cartographie des arbres par approches de deep learning (Brandt et al., 2020). 59

Figure 15. Cartographie du *F.albida* au Sénégal. A) Taux de couverture du *F.albida*. B) Contribution du *F.albida* à la couverture arborée totale. Adapté de **Lu et al. (2022)**. 61
Figure 16. Illustration de la cartographie des *F.albida* dans la zone de Niakhar (vert = *F.albida* ; rose = autres espèces). Adapté de Leroux et al. (2022a). 62
Figure 17. Analyse de la diversité arborée obtenue à partir de la base de données d'inventaire sur les ligneux en fonction des classes de paysage sur la zone de Niakhar **Ndao et al. (2021b)**. 63
Figure 18. Exemple de signatures spectrales pour 7 espèces majoritaires dans le parc a *F.albida* (Lelong et al., 2020). 64
Figure 19. Cartographie de la diversité arborée dérivée des cartes de probabilité de présence pour chacune des 16 espèces cibles : Richesse spécifique, diversité de Shannon, diversité de Simpson et indice de Pielou. Adapté de **Ndao et al. (2022)**. 66
Figure 20. Estimation des rendements du Mais en Tanzanie et Kenya pour différentes années, à partir de données Sentinel-2 (Jin et al., 2019). 74
Figure 21. Smallholders produce one-third of the world's food, less than half of what many headlines claim (ourwoldindata.org)..... 76
Figure 22. Illustration des principes généraux des 3 approches testées pour l'estimation des rendements mobilisés dans mes travaux de recherche, avec a) Modélisation empirique a partir des données de télédétection « seules » ; b) Modélisation empirique combinant données de télédétection et sortie de modèle de croissance de plante et c) L'assimilation de données de télédétection dans les modèles de croissance de plante. 76
Figure 23. Résultats de la validation croisée (R^2 en barre et RRMSE en point) pour le meilleur modèle de régression linéaire simple calibré avec la combinaison indice de végétation x structure du parc (a et c) et indice de végétation uniquement (B et D) (Leroux et al., 2020)..... 78
Figure 24. Regression linéaire entre les rendements observés et les rendements prédits par le modèle par machine learning (Random Forest) pour les 3 indices de végétation (MNDVI, NDRE et NDVI). Adapté de **Ndao (2022b)**..... 79
Figure 25. Estimation des rendements par Deep Learning. a) comparaison des performances moyennes des approches pour différents scenarios de combinaison d'information. b) performances moyennes pour Random Forest combinant indices de végétation optique et radar pour différentes fenêtres temporelles au cours de la saison cultural. Adapté de **Gbodjo et al. (2021)**. 80
Figure 26. Estimation des rendements du maïs au Burkina Faso par "Uncalibrated Approach". Comparaison entre un modèle de régression linéaire multiple et un modèle par Random Forest pour l'estimation des rendements en fin de saison (end of season estimation) et la prediction des rendements en cours de saison (early estimation). Adapte de Leroux et al. (2019)..... 82
Figure 27. Illustration des travaux sur l'assimilation de données de télédétection dans les modèles de croissance de plante. A) Assimilation des dates de début de saison dérivées de séries de NDVI MODIS dans le modèle SARRA-O au Burkina Faso. B) Assimilation du LAI dérivé d'une série multi-sources (Sentinel-2, Planet, RapidEye) dans la modèle STICS au Sénégal. Adapté de **Mindigoyi, (2017)**; **Ruillé (2020)** 84

Figure 28. Evolution du nombre de publications scientifiques comportant les mots 'UAV', 'UAS' ou 'Drone' dans leur titre, résumé ou mots clés (source : Scopus). 86
Figure 29. Estimation du FCover du mil à partir de la combinaison d'image drone et Satellite (Sentinel-2). A) Comparaison des valeurs prédites et observées pour la calibration (70% du jeu de données) et la validation (30% du jeu de données). B) Courbe de densité du FCover estimé et c) zoom sur une parcelle montrant pour les différentes dates l'image drone en RGB, le FCOVer dérivé des images drone et le FCover estimé par la combinaison drone-satellite. Adapté de **Diack et al. (2024)**..... 88
Figure 30. Comparaison de méthodes indirectes pour la mesure du LAI, A) Appareil photo hémisphérique, b) Application smartphone PocketLAI et c) LAI2200-C, avec du LAI obtenus par relation allométrique (résultats non publiés). 90
Figure 31. Estimation du LAI du mil dans la région de Niakhar au Sénégal par différentes approches. Métriques de précision (A - R^2 et B - RMSE) en calibration et validation pour les différentes approches. C) LAI moyen et coefficient de variation au cours du temps pour le LAI observées par photo hémisphérique et le LAI estimé par les différentes approches. MLR = Multi linear Regression, DR = Dose-Response three parameters logistic modelling, RF = Random FOREST et BRNN = Bayesian REgularized Neural Network. Adapté de (Leroux et al., In prep)... 91
Figure 32. Illustration des liens entre opportunités, contraintes des agriculteurs et sécurité alimentaire au mali (Sanga et al., 2021). 93
Figure 33. Caractérisation des services ecosystémiques fournis par le parc à *F.albida* au Sénégal. A) Hétérogénéité spatiale pour chacun des 11 indicateurs de SE. B) Relation dominante entre les 11 indicateurs de SE. Adapté de Leroux et al. (2022). 95
Figure 34. Illustration des tendances pour l'objectif 2 "Zero Faim" (A) et l'objectif 15 "VIE TERRESTRE" (B). Adapté de United Nations (2023). 97
Figure 35. Evaluation de la quantité (A & B) et qualité (C & D) du fourrage en saison sèche au sahel à partir d'images Sentinel-2 dans le cadre du renforcement du système de surveillance des zones pastorales du CSE. A) Prédiction vs Observation de la quantité de biomasse herbacée (BH) et totale (BT) en saison sèche. B) Spatialisation de la biomasse fourragère totale en janvier-février 2021. C) Evolution de la teneur en protéine dans la biomasse herbacée (HQ), la biomasse fourragère ligneuse (LQ) et la biomasse fourragère totale (HLQ) en fonction du gradient de pluie. D) Spatialisation de la Teneur en protéine médiane de la biomasse herbacée au cours de la saison sèche 2021. Adapté de **Lo et al. (2022)** et **Lo et al. (2024)**. 100
Figure 36. COmparaison des anomalies de végétation produites par 4 systèmes d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire en Afrique de l'Ouest (FEWSNET, GIEWS, VAM et ASAP). Evoluation annuelle du pourcentage d'alerte négative (A) et positive (b) sur la période 2000-2010. c) Carte d'accord entre les 4 systèmes pour la période 2000-2010 calculé sur le domaine cultivé et pour la saison des cultures. Adapté de Bégué et al. (2023). 101
Figure 37. Evaluation de la dégradation des terres au Sahel (A) et au Mozambique sur la période 2000-2015 et 2000-2016 respectivement. C) repartition des différents types de tendance pour les deux cas d'étude. Adapté de Leroux et al. (2017) & **Montfort et al. (2021)**. 103
Figure 38. Identification des principaux facteurs des tendances de la production de végétation au Sahel entre 2000 et 2015. A) distribution spatiale des principaux Facteurs, B) répartition

statistique des principaux facteurs en fonction de la direction des changements (dégradation ou « re-greening ») et C) zoom sur le degré carré du Niger. Adapté de Leroux et al. (2017). 113
Figure 39. Identification des principaux facteurs des tendances de la production de végétation au Mozambique entre 2000 et 2016. a) distribution spatiale des principaux facteurs, b) Distribution spatiale des facteurs de la dégradation des terres. Adapté de **Montfort et al. (2021)**. 114
Figure 40. Illustration de l'îlot de fertilité créé par le *Faidherbia albida*. Photographie prise par drone en 2019 dans la région de Khombole dans le bassin arachidier du Sénégal. (c) Leroux L., Cirad, 2019..... 116
Figure 41. Distance d'influence du *F.Albida* sur le NDVI du mil dérivée d'un semi-variogramme (Roupsard et al., 2020)..... 117
Figure 42. Effet du *F.albida* sur le LAI du mil en fonction de la direction cardinale (Leroux et al., In prep)..... 119
Figure 43. Effet de la distance au *F.albida* sur les relations dominantes entre services ecosystémiques pour les surfaces cultivées en mil dans le bassin arachidier senegalais (Leroux et al., 2022a)..... 120
Figure 44. Effet des facteurs biophysiques et de gestion sur la variabilité spatiale des rendements du mil. A) Variables d'importance issues de GBM, B) Graphique de dépendance partielle pour la variable du taux de couverture arborée dans l'environnement des parcelles et C) Diagramme en mosaique des rendements du mil en fonction de la densité arborée. Adapté de Leroux et al. (2020) et **Ndao (2022)**. 122
Figure 45. Analyses de l'effet de la diversité des paysages agricoles sur les rendements du mil dans la bassin arachidier. A) Contribution relative des facteurs biophysiques, système de culture et de diversité des paysages agricoles issue du GBM. B) Graphique de dépendance partielle pour la richesse spécifique. c) Analyse en composante principale focalisée des facteurs relatifs au la composition et structuration du parc arboré sur les rendements du mil pour le site de Niakhar. Adapté de Leroux et al., (2022b) et **Ndao (2022)**. 123
Figure 46. Analyse des liens directs et indirects entre diversité des paysages agricoles et sécurité alimentaire. A) schéma conceptuel utilisé pour l'analyse des différents liens à partir d'une analyse de réseaux de corrélation (CNA). B) résultats des CNA pour les parcs de Niakhar et de Nioro du Rip. La couleur des liaisons représente le coefficient de corrélation entre deux variables tandis que la largeur représente la significativité de la relation. Seules les corrélations statistiquement significatives (pvalue<0.05) sont représentées. Adaptée de Leroux et al. (2022b). 126
Figure 47. Nombre de publications sur les 10 dernières années répondant aux critères « remote sensing » et « remote sensing and (agricult* or crop* or farm*) sous IsiWeb of knowledge..... 133
Figure 48. Mind map des différents aspects liés à l'agronomie des systèmes de culture ayant influencés mes recherches en télédétection..... 135
Figure 49. Représentation graphique de l'articulation des thématiques de recherches, des capteurs au travers des échelles spatiale et temporelle au sein de mes recherches. Les thématiques sont données à titre d'exemple et ne sont pas exhaustives. 138

Figure 50. Vue synthétique de mon projet de recherche et de l'articulation entre les 3 thématiques de recherche. 144
Figure 51. Schematisation d'un dispositif de suivi de l'agriculture associant sciences citoyennes, capteurs à bas coûts et télédétection. (Imagettes générées par Intelligence artificielle). 148
Figure 52. Schematisation du processus de generation des variables essentielles pour l'agroforesterie ('Essential Agroforestry Variables') par télédétection. 152
Figure 53. Schematisation d'une démarche d'évaluation intégrée des paysages agroforestiers associant télédétection et évaluation multicritère. 156

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Nombres d'articles publiés et soumis dans des revues à comité de lecture (Juillet 2024) Le facteur d'impact sur 5 ans est précisé (mise à jour en 2024). 8
Tableau 2. Répartition des articles en fonction des thématiques des revues. 9
Tableau 3. Liste des projets de recherche sur lesquels je suis actuellement engagée ou j'ai été engagé. 10
Tableau 4. Collaborations développées par pays et Institution. Les projets concernés, les publications communes ainsi que les étudiants co-encadrés sont également mentionnés. 12
Tableau 5. Etudiants (Niveau master et doctorat) encadrés. Les publications des étudiants sont également mentionnées ainsi que leur devenir lorsque connu. 16
Tableau 6. Liste des différentes responsabilités scientifiques. 20
Tableau 7. Inventaire des données obtenues à partir des protocoles d'échantillonnage dérivés de la cartographie du gradient de diversité paysagère. 44

CURRICULUM VITAE

Curriculum Vitae Infographique

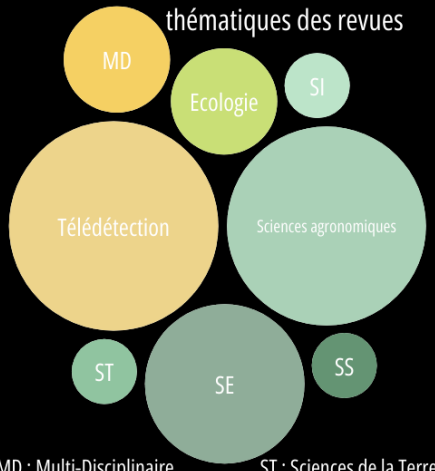
LEROUX LOUISE

Curriculum Vitae Infographique

PUBLICATIONS

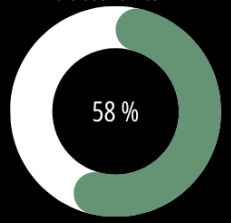
H-Index : 13 - Citations : 560

Répartition des publications par thématiques des revues

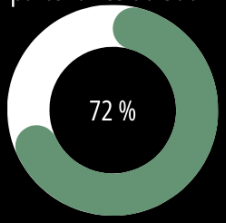


MD : Multi-Disciplinaire
SI : Sciences Informatiques
ST : Sciences de la Terre
SE : Sciences de l'Environnement
SS : Sciences du So

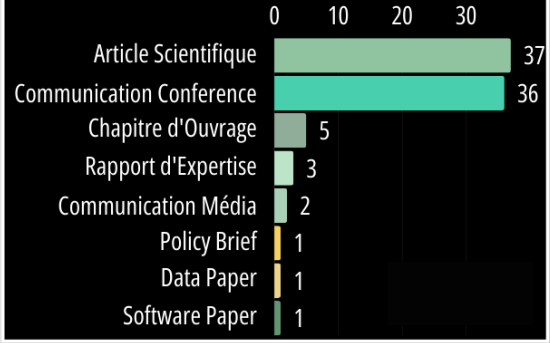
Pourcentage de publications avec des doctorants

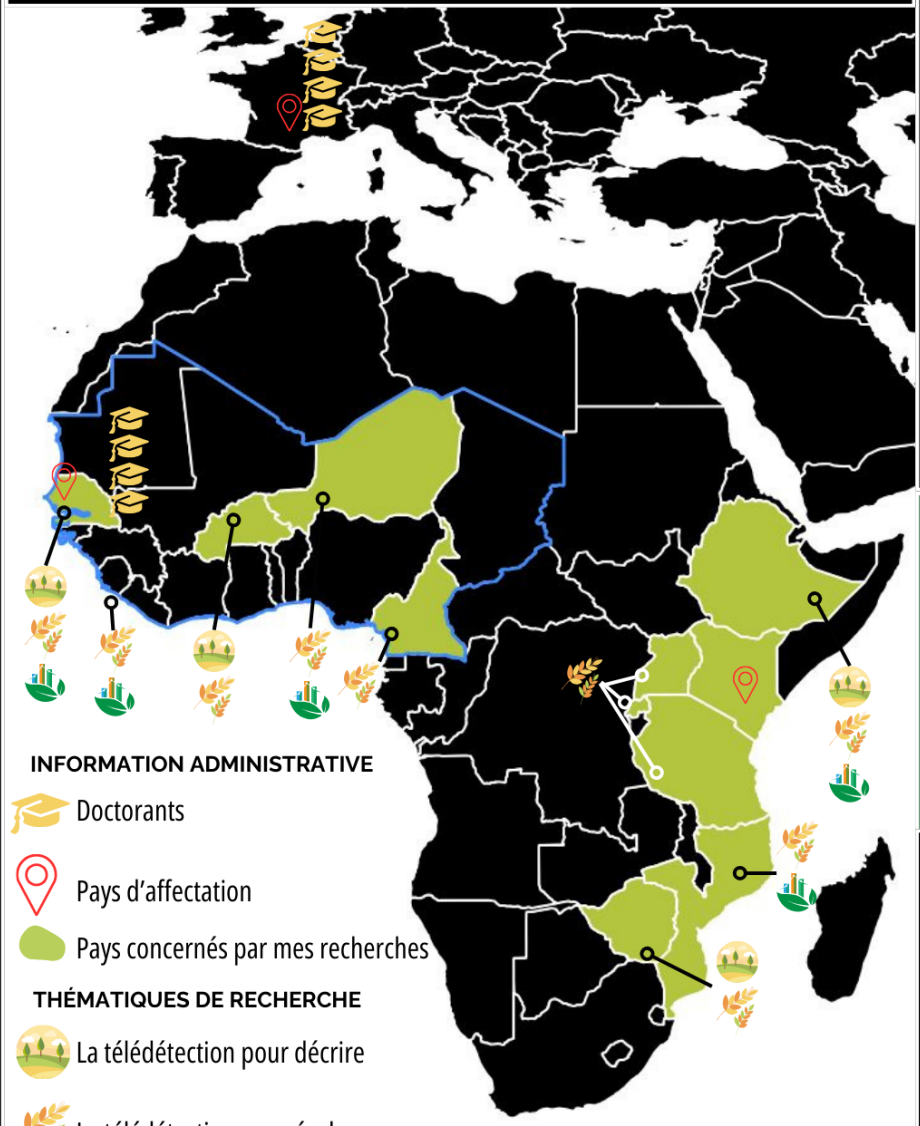


Pourcentage de publications avec des partenaires du Sud



Répartition des publications par type





INFORMATION ADMINISTRATIVE

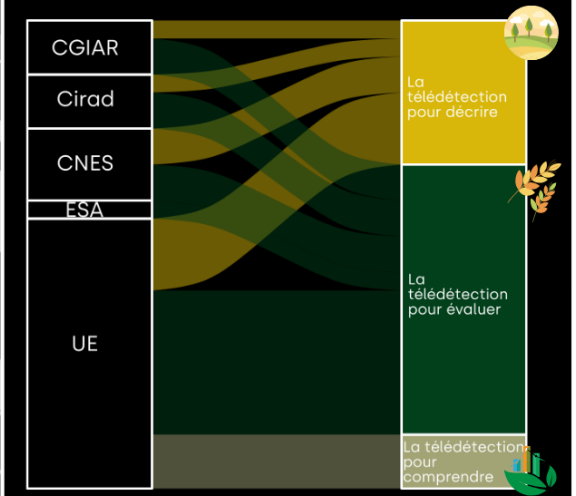
- Doctorants
- Pays d'affectation
- Pays concernés par mes recherches

THÉMATIQUES DE RECHERCHE

- La télédétection pour décrire
- La télédétection pour évaluer
- La télédétection pour comprendre

PROJETS & THEMATIQUES

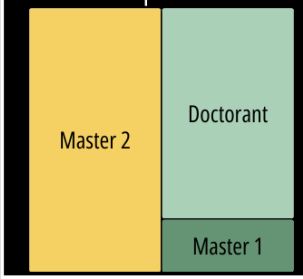
Principales sources de financement des projets et thématiques de recherche financées



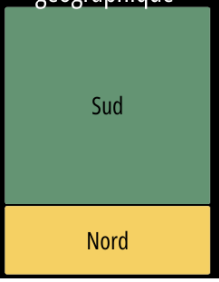
COLLABORATIONS

ENCADREMENT D'ETUDIANT

Répartition par niveau de diplôme



Répartition par zone géographique



CURRICULUM VITAE SYNTHETIQUE

Dr. Leroux Louise

Cadre Scientifique, UPR AIDA, CIRAD
Discipline CNU : Section 23 - Géographie physique, humaine, économique, et régionale
ORCID : 0000-0002-7631-2399
RG :https://www.researchgate.net/profile/Louise-Leroux

Nationalité : Francaise
Date de naissance : 04/01/1989
Situation familiale : Mariée
Adresse : IITA, ICIPE Campus, Nairobi, Kenya
Email : louise.leroux@cirad.fr

Diplômes obtenus

2015 : Doctorat en Sciences Environnementales, AgroParisTech, ED SIBAGHE.

2012 : Master en Géographie, spécialité Télédétection appliquée à l'agriculture, l'environnement et les paysages, AgroCampus Ouest - Université Rennes 2.

Etudiants encadrés

Master 1 (2)
Master 2 (10)
Doctorants (8)

Contrats de recherche

2023-2024 : FATIMA, ESA (25k€), Coordinatrice projet
2022-2025 : RAIZ, UE DeSIRA (4M€), Collaboratrice
2022-2025 : INNOVACC, UE DeSIRA (4.1M€), Collaboratrice
2022-2024 : EiA 2030, OneCGIAR (60M€), Responsable projet 'Yield at Scale'
2020-2024 : SustainSAHEL, UE H2020 RIA (7.5M€), Collaboratrice
2020-2023 : Cassecs, UE DeSIRA (5.5M€), Collaboratrice
2020-2023 : FairSAHEL, UE DeSIRA (9M€), Collaboratrice
2019-2024 : ACCWA, UE H2020 MSCA-RISE (1.5M€), Coordinatrice WP
2021 : ELISA, AI CRESI CIRAD (11.8k€), Coordinatrice projet
2019-2022 : RAMSES II, UE LEAP-Agri (9M€), Collaboratrice
2019-2021 : ARISE, UE ClimateKIC(???), Collaboratrice
2018-2021 : CRP GLDC, CGIAR (???), Collaboratrice
2018-2020 : LYSA, CNES (44k€), Coordinatrice projet
2017-2019 : SimCO, GFC SIIL (170k€), Coordinatrice Cirad, Coordinatrice WP
2017-2019 : SERENA, INRA-CIRAD (15k€) , Coordinatrice projet
2016-2018 : VERSAO, CNES (64k€), Collaboratrice
2013-2017 : SIGMA, UE FP7, Collaboratrice
2011-2015 : ESCAPE, ANR, Collaboratrice
2012-2014 : DYNAFRIQUE, CNES, Collaboratrice

Collaborations

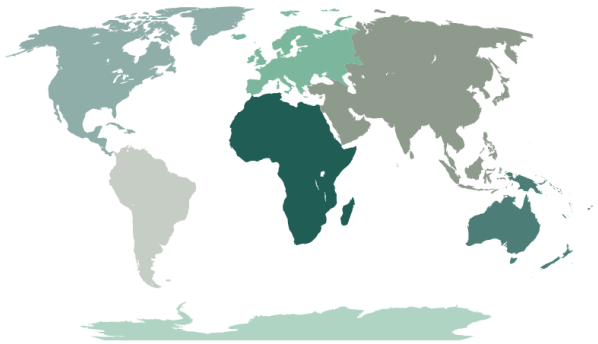
France : Cirad (Moisa, AGAP, Eco&Sol, TETIS, F&S) ; IRD, INRAE ; Nitidae ; Sowit

USA : NASA Harvest/Univ Maryland

Danemark : Université de Copenhague

Espagne : IsardSAT

Sénégal : Centre de Suivi Ecologique ; ISRA ; UCAD



Kenya : IITA ; CIAT ; Univ Embu

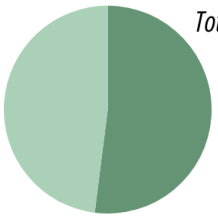
Ethiopie : CIMMYT ; CIAT

Zimbabwe : CIMMYT

Rwanda : IITA

Inde : IRRI

Profil de publication



Total publications (39)

7: Premier auteur
8: Second ou dernier auteur
20: Co-signées avec des doctorants

Total communications (orales & posters ; 36)

13
H-Index (Juillet 2024)

560
Citations (hors auto-citations)

Publications séléctionnées

1.Leroux, L., Bégué, A., Lo Seen, D., Jolivot, A., Kayitakire, F., 2017. Driving forces of recent vegetation changes in the Sahel: Lessons learned from regional and local level analyses. Remote Sensing of Environment 191, 38–54. (IF 13.5) - A

2.Leroux, L., Clermont-Dauphin, C., Ndienor, M., Jourdan, C., Roupsard, O., Seghieri, J., 2022. A spatialized assessment of ecosystem service relationships in a multifunctional agroforestry landscape of Senegal. Science of The Total Environment 853, 158707. (IF 9.8) - A

3. Leroux, L., Faye, N.F., Jahel, C., Falconnier, G.N., Diouf, A.A., **Ndao, B.**, Tiaw, I., **Senghor, Y.**, Kanfany, G., Balde, A., Dieye, M., Sirdey, N., Alobo Loison, S., Corbeels, M., Baudron, F., Bouquet, E., 2022. Exploring the agricultural landscape diversity-food security nexus: an analysis in two contrasted parklands of Central Senegal. Agricultural Systems 196, 103312. (IF 6.6) - A

4. **Gbodjo, J.E.**, Ienco, D., Leroux, L., 2021. Benchmarking statistical modelling approaches with multi-source remote sensing data for millet yield monitoring: A case study of the Groundnut basin in central Senegal. International Journal of Remote Sensing 42, 9277–9300. (IF 3.4) - A

5. **Ndao, B.**, Leroux, L., Gaetano, R., Diouf, A.A., Soti, V., Mbow, C., Bégué, A., Sambou, B., 2021. Landscape heterogeneity analysis using geospatial techniques and a priori knowledge in Sahelian agroforestry systems of Senegal. Ecological Indicators 125, 107481. (IF 6.9) - A

Résumé des thèmes de recherche

A l'interface entre sciences géographiques et sciences agronomiques, mes recherches contribuent à répondre à la problématique générale de l'**évaluation spatio-temporelle des performances agronomiques, environnementales et socio-économiques de l'agriculture familiale africaine**, en réponse aux changements globaux. Mes recherches s'inscrivent dans un contexte de profondes mutations technologiques parmi lesquelles les outils de **télédétection** jouent un rôle central. Les données satellitaires ou aéroportées, données d'enquête, d'inventaire ou d'expérimentation sont les fondements de mes recherches, les nouvelles méthodes d'analyses issues de l'**intelligence artificielle** en sont le ciment. J'ai en particulier articulé mes recherches autour de trois composantes : la télédétection comme outil de **description**, avec un focus particulier sur la cartographie des paysages agricoles et leur diversité; la télédétection comme outil d'**évaluation**, notamment pour mesurer la production de végétation des paysages agricoles et enfin, la télédétection comme outil de **compréhension**, au travers notamment d'études portant sur l'analyse des relations entre composantes des paysages agricoles, production de végétation et sécurité alimentaire. Je conduis mes recherches à différentes échelles spatiales, de la **parcelle cultivée à la région**, et temporelles, du **ponctuel aux tendances sur le long terme**. J'ai travaillé principalement en **Afrique de l'Ouest** sur des **systèmes de cultures annuelles**, en condition pluviale, avec un focus particulier sur **les systèmes agroforestiers** de type parc agroforestier.

CURRICULUM VITAE DETAILLE
LEROUX LOUISE

Nationalité	Française
Date de naissance	04/01/1989
Situation familiale	Mariée
Adresse professionnelle	*IITA, ICIPE Campus, Nairobi, Kenya *UPR AIDA, TA B 115/02 - Avenue Agropolis 34398 - Montpellier cedex 5
Adresse électronique	*LOUISE.LEROUX@CIRAD.FR*
Réseaux	ResearchGate: *HTTPS://WWW.RESEARCHGATE.NET/PROFILE/LOUISE_LEROUX* ORCID ID: orcid.org/0000-0002-7631-2399 Google Scholar: Leroux Louise Twitter : @LerouxLouise4

FORMATION

2015	Doctorat en Sciences Environnementales, AgroParisTech, Montpellier
2012	Master en Télédétection appliquée à l'agriculture, les paysages et l'environnement, AgroCampus Ouest-Université Rennes 2, Rennes
2010	Licence en Géographie, option Géographie Physique, Université Rennes 2, Rennes
2007	Classe préparatoire littéraire, option A/L, Lycée Chateaubriand, Rennes

PARCOURS PROFESSIONNEL

Depuis Janvier 2022	Chargée de Recherche, UPR AIDA, Cirad, détachée à l'International Institut of Tropical Agriculture, Nairobi, Kenya
2017-2022	Chargée de Recherche, UPR AIDA, Cirad, détachée à Centre de Suivi Ecologique, Dakar, Sénégal
2015-2017	Chargée de Recherche, UPR AIDA, Cirad, Montpellier, France

2012-2015	Doctorante, UMR TETIS, Cirad, Montpellier, France
2012	Ingénieure de Recherche, UMR HSM, IRD, Montpellier, France

BILAN DES PUBLICATIONS [en date de Juillet 2024 ; Liste détaillée en page 183]

En Juillet 2024, date de la fin de la rédaction de ce rapport, j'ai publié 36 articles dans des revues à comité de lecture, dont 7 en tant que première autrice, 8 en deuxième ou dernier auteur, et 20 avec des doctorants. Par ailleurs, 3 articles ont également été soumis et sont actuellement en cours d'évaluation ou de révision (Tableau 1). Parmi ces articles, j'ai publié 1 Data Paper et 1 Software Paper.

TABLEAU 1. NOMBRES D'ARTICLES PUBLIES ET SOUMIS DANS DES REVUES A COMITE DE LECTURE (JUILLET 2024) LE FACTEUR D'IMPACT SUR 5 ANS EST PRECISE (MISE A JOUR EN 2024).

Revue et IF	Nombre d'articles
Publié	**36**
Agric. Ecosyst. Environ. IF=6	1
Agric. Syst IF=6,1	3
Biotechnol. Agron. Société Environ. IF=1,08	2
BMC Ecol. In IF=2,3	1
Earth Syst. Sci. Data IF=11,2	1
Ecol. Indic IF=7	2
Eur. J. Agron. IF=4,5	2
Eur. J. Soil Sci. IF=4	1
F. Crop. Res IF=5,6	2
Front. Environ. Sci IF=3,3	1
Front. Sustain. Food Syst IF=3,7	1
Glob. Chang. Biol IF=10,8	1
Heliyon IF=3,4	1
IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. IF=4	1
IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens IF=4,7	3
Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. IF=7,6	1
Int. J. Remote Sens IF=3	1
L. Degrad. Dev IF=3,6	1
Outlook Agric. IF=3	1
Rangel. Ecol. Manag. IF=2,4	1
Remote Sens IF=4,2	3
Remote Sens. Environ. IF=11,1	1
Rev. Elev. Med. Vet. Pays Trop IF=	1
Rev. Française Photogramm. Télédétection IF=	1
Sci. Total Environ. IF=8,2	1
SoftwareX IF=2,4	1
Soumis	**3**
Agric. Syst IF=6,1	1

IEEE Access IF=3,9	1
IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens IF=4,7	1
Total général	**39**

Mes publications sont équilibrées en termes de thématique avec 31% de publications dans des revues de télédétection, 28% dans des revues en sciences agronomiques et des cultures et 18% dans des revues en sciences environnementales (Tableau 2).

TABLEAU 2. REPARTITION DES ARTICLES EN FONCTION DES THEMATIQUES DES REVUES.

Thématique des revues	Nombre d'articles	Pourcentage
Agronomy & Crop Sciences	11	28
Computer Science	1	3
Earth Sciences	1	3
Ecology	3	8
Environmental Sciences	7	18
Multi-disciplinary	3	8
Remote Sensing	12	31
Soil Sciences	1	3

Mes travaux sont régulièrement cités, avec un nombre de citations en constante progression, un nombre total de citations de 560 et un nombre de citations par an moyen de 18,67 (Figure 1). Mon article le plus cité (Leroux et al., 2017) a été cité 115 fois (hors auto-citations).

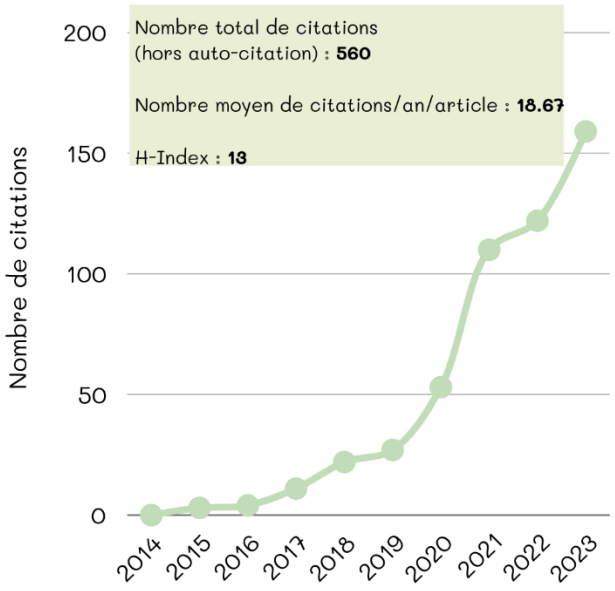


FIGURE 1. NOMBRE DE CITATIONS ANNUELLES ET PRINCIPALES STATISTIQUES DE CITATION, HORS AUTO-CITATION, A LA DATE DE JUILLET 2024. SOURCE : CITATION REPORT, WEB OF SCIENCE.

En plus des articles scientifiques, j'ai également veillé à communiquer régulièrement dans des conférences internationales avec un total de 36 communications, donc 31 présentations orales et 5 présentations par posters. Enfin j'ai également co-écrit 5 chapitres d'ouvrage, 1 Policy Brief et 2 communications grand public.

Enfin, 72% de mes articles ont été co-écrits avec des partenaires du Sud.

PROJETS DE RECHERCHE [en date de Juillet 2024]

Depuis le début de ma carrière j'ai participé à 20 projets de recherches, dont 5 en tant que porteuse du projet et 2 en tant que co-leader de Work-package. 8 projets ont été financés par l'Union Européenne au travers de différents guichets (H2020, LeapAgri, DeSIRA …) (Tableau 3).

TABLEAU 3. LISTE DES PROJETS DE RECHERCHE SUR LESQUELS JE SUIS ACTUELLEMENT ENGAGEE OU J'AI ETE ENGAGEE.

	Titre Court	Titre Long	Financement	Montant	Responsabilité*
A venir					
2025-2028	GALILEO	StrengtheninG rurAl LIveLihoods and rEsilience tO climate change in Africa: innovative agroforestry integrating people, trees, crops and livestock	UE Horizon Europe	6M€	CWP
En cours					
2023-2024	FATIMA	Fodder quality AssessmenT in senegalese rangelands based on sentinel-2 IMAges	ESA	25k€	CP
2022-2025	INNOVACC	Innovation for Climate Change Adaptation	UE DeSIRA	4.1M€	CL
2022-2025	RAIZ	Resilience Building through Agroecological Intensification in Zimbabwe	UE DeSIRA	4M€	CL
2022-2024	EiA 2030	Excellence in Agronomy 2030	OneCGIAR	60M€	CL
2020-2024	SustainSAHEL	Synergistic use and protection of natural resources for rural livelihood through systematic integration of crops, shrubs and livestock in the Sahel	UE H2020 RIA	7.5M€	CL
2020-2024	FairSAHEL	Fostering an Agroecological Intensification to improve farmers' Resilience in Sahel	UE DeSIRA	9M€	CL

Terminés

2020-2023	Cassecs	Carbon Sequestration and greenhouse gas emissions in (agro) Sylvopastoral Ecosystems in the Sahelian CILSS States	UE DeSIRA	5.5M€	CL
2019-2024	ACCWA	Accounting for Climate Change in Water and Agriculture management	UE H2020 MSCA-RISE	1.5M€	CWP
2021	ELISA	Estimation of Leaf area Index with indirect approaches under heterogeneous crop cover in SAhel	AI CRESI CIRAD	11.8k€	CP
2019-2022	RAMSES II	Roles of Agroforestry in sustainable intensification of small farMs and food SEcurity for Socletles in West Africa	UE LEAP-Agri	9M€	CL
2019-2021	ARISE	Agriculture Resilient, Inclusive, and Sustainable Enterprise	UE ClimateKIC	?	CL
2018-2021	CRP GLDC	Grain Legumes and Dryland Cereals	CGIAR	?	CL
2018-2020	LYSA	from Landscape diversity to crop Yield monitoring in complex Smallholder Agricultural systems: a remote sensing approach based on multi-source dense time series of high spatial resolution imagery	CNES	44k€	CP
2017-2019	SimCO	Sustainable Intensification of Millet based agrosystems using Cowpea in the Groundnut Basin (Senegal)	GFC SIIL	170k€	CP
2017-2019	SERENA	From landscape biodiversity to rural households food security	INRA-Cirad	15k€	CP
2016-2018	VERSAO	Towards a spatialized estimate of yields with remote sensing for food security in West Africa	CNES	64k€	CL

2013-2017	SIGMA	Simulating Innovation for Global Monitoring of Agriculture	UE FP7	?	CL
2012-2014	DYNAFRIQUE	Understanding crop vegetation production dynamics in West Africa using time series analysis of moderate spatial resolution images	CNES	?	CL
2011-2015	ESCAPE	Environmental and Social Changes in Africa: Past, present and futurE	ANR	?	CL

* CP : Coordinatrice Projet, CWP : Coordinatrice WP, CL : Collaboratrice

Collaborations

Le Tableau 4 présente la liste de mes collaborations directes. Je collabore principalement avec des instituts de recherches nationaux ou internationaux. Mon partenariat est équilibré en termes de répartition géographique avec 48% de partenaires du Sud. J'ai par ailleurs veillé à diversifier mon partenariat en établissant des partenariats avec des acteurs opérationnels comme le Centre de Suivi Ecologique (Dakar, Sénégal), mais également avec le secteur privé au travers de 3 bureaux d'études (Nitidae, Sowit et IsardSAT).

Tableau 4. Collaborations developpees par pays et Institution. Les projets concernes, les publications communes ainsi que les etudiants co-encadres sont egalement mentionnes.

Institut	Pays	Projets	Publications	Etudiants
Cirad – UR AIDA	France	RAIZ, INNOVACC, Cassecs, FairSAHEL, RAMSES II, ARISE, LYSA, SimCO, SERENA	Falconnier et al., 2023a, 2023b, 2020; Giner et al., 2024; Leroux et al., 2022b, 2022b, 2020; Ranaivoson et al., 2022; Sow et al., 2024	2 PhDs, 1 Master
Cirad – UMR MOISA	France	SERENA, LYSA	Leroux et al., 2022	
Cirad – UMR AGAP	France	RAMSES II, SustainSAHEL,	Bossoukpe et al., 2021; Diack et al., 2024; Diene et al., 2024;	2 PhDs, 1 Master

		Cassecs, ELISA, GALILEO	Loison et al., 2017; Roupsard et al., 2020	
Cirad – UMR Eco&Sol	France	SimCO, RAMSES II, SustainSAHEL, Cassecs, ELISA, GALILEO	Clermont-Dauphin, C. et al., 2023.; Diack et al., 2024; Diedhiou et al., 2023; Diene et al., 2024; Leroux et al., 2022a, 2020; Roupsard et al., 2020; Sow et al., 2024	2 PhDs, 1 Master
Cirad – UMR TETIS	France	GALILEO, INNOVACC, Cassecs, RAIZ, LYSA, SERENA, VERSAO, SIGMA, DYNAFRIQUE	Bégué et al., 2023, 2020; Castro Alvarado et al., 2023; Gbodjo et al., 2020; Jolivot et al., 2021; Leroux et al., 2022b, 2020, 2019, 2017, 2016, 2014; Ndao et al., 2022, 2021)	4 PhDs, 2 Masters
INRAE – UMR TETIS	France	ELISA, SERENA, LYSA	Gbodjo et al., 2021, 2020, 2019	1 PhD
IRD – UMR Eco&Sol	France	SimCO, SustainSAHEL, RAMSES II, GALILEO	Clermont-Dauphin, C. et al., 2023; Leroux et al., 2022a, 2020; Roupsard et al., 2020; Sow et al., 2024	1 Master
Nitidae	France		Montfort et al., 2021	1 PhD

Sowit	France			1 Master
NASA Harvest/Univ Maryland	USA	EiA 2030	Bégué et al., 2023	
Univ Copenhague	Danemark	GALILEO, Cassecs	Lo et al., 2024, 2022; Lu et al., 2022	2 PhDs
IsardSAT	Espagne	ACCWA	Leroux et al., 2019	1 Master
CSE	Sénégal	GALILEO, FATIMA, Cassecs, SustainSAHEL, LYSA, ELISA, SERENA SimCO	Bégué et al., 2020; Bossoukpe et al., 2021; Diack et al., 2024; Diedhiou et al., 2023; Diene et al., 2024; Gbodjo et al., 2020; Leroux et al., 2022a, 2022b, 2020; Lo et al., 2024, 2022; Lu et al., 2022; Ndao et al., 2022, 2021	4 PhDs, 6 Masters
ISRA	Sénégal	GALILEO, Cassecs, SustainSAHEL, RAMSES II, FairSAHEL, SERENA, LYSA, SimCO	Bossoukpe et al., 2021; Ciss et al., 2019; Diedhiou et al., 2023; Leroux et al., 2022b, 2020; Roupsard et al., 2020; Senghor et al., 2023; Sow et al., 2024	2 Masters
UCAD	Sénégal	Cassecs, SERENA, LYSA	Diack et al., 2024; Diedhiou et al., 2023; Diene et al.,	3 PhDs

			2024; Ndao et al., 2022, 2021	
IITA	Kenya	EiA2030	Gelagay et al., Submitted	1 PhD
CIAT	Kenya	EiA2030		1 Master
Univ Embu	Kenya	GALILEO		
CIAT	Ethiopie	EiA2030	Gelagay et al., Submitted	1 PhD
CYMMIT	Ethiopie	EiA2030	Gelagay et al., Submitted	1 PhD
CYMMIT	Zimbabwé	EiA2030	Gelagay et al., Submitted	1 PhD
IITA	Rwanda	EiA2030		
IRRI	Inde	EiA2030		

ENCADREMENTS D'ETUDIANTS

Depuis mon recrutement au Cirad, j'ai encadré 12 étudiants de Master ou Ingénieur. J'ai co-dirigé 2 thèses. Je suis actuellement l'encadrante principale de 2 thèses et dans le comité d'encadrement de 3 autres thèses (Tableau 5). 65% des étudiants encadrés sont issus des pays du Sud. Parmi les étudiants encadrés en Master, 6 ont poursuivi en thèse dont 1 a effectué une thèse sous ma co-direction (Jean Eudes Gbodjo). Cyrille Ahmed Mindigoyi a lui été recruté au Cirad à l'UR AIDA, après son doctorat effectué à l'INRAE. Parmi les doctorants ayant déjà soutenus, Jean Eudes Gbodjo a obtenu un poste de chercheur au Centre de Recherche Technique d'Helsinki et Babacar Ndao est actuellement en post-doctorat au Cirad à l'UMR TETIS. Je n'ai mentionné ici que les doctorants pour lesquels je participe directement à l'encadrement (ie. quotidiennement). Je participe également ponctuellement à l'accompagnement de nombreux autres doctorants non mentionnés ici (e.g. F.Montfort, T.Lu, Y.Senghor, S.Sow ···).

TABLEAU 5. ETUDIANTS (NIVEAU MASTER ET DOCTORAT) ENCADRES. LES PUBLICATIONS DES ETUDIANTS SONT EGALEMENT MENTIONNEES AINSI QUE LEUR DEVENIR LORSQUE CONNU.

	Nom Prénom(s)	Sujet	Publications communes	Que sont-il devenus ?
Doctorants				
Co-Direction				
2018-2021	Jean Eudes Gbodjo	Leverage Multi-Source Remote Sensing data via machine learning to improve Crop Monitoring Systems» (Univ Montpellier, #DigitAg, IRSTEA)	Gbodjo et al., 2021, 2020, 2019; Leroux et al., 2020	Post-Doctorat CNRS, Toulouse, France ; Chargé de Recherche Technical Research Centre of Finland, Helsinki, Finlande
2018-2022	Babacar Ndao	Characterizing the agroforestry systems productivity at landscape scale based on remote sensing approaches: Case study of a Senegalese's agroforestry parkland» (Univ Cheikh Anta Diop, CSE)	Gbodjo et al., 2020; Jolivot et al., 2021; Leroux et al., 2022b, 2020; Lo et al., 2022; Lu et al., 2022; Ndao et al., 2022, 2021	Post Doc à l'UMR TETIS, Cirad, France
Encadrement principal				
2022-2025	Habtamu Swenet Gelagay	Large-scale yield gap estimation with multi-source remote sensing data – Case study of rainfed cereals in Eastern Africa» (Cirad, CNES, IITA)	Gelagay et al., Submitted	
2021-2024	Ibrahima Diack	Crop monitoring under agroforestry system using satellite and UAV images in Senegal (UCAD, Cirad, CSE), Director Moussa Diallo (UCAD), Co-director Idrissa Sarr (UCAD)	Diack et al., 2024; Diene et al., 2024	

Comité d'encadrement				
2022-2025	Adrien Coqueraud	Agroecology at landscape scale: Foresight into the transition of agricultural landscapes in the Murewha disctrict of Zimbabwe		
2021-2024	Serigne Mansour Diene	Crop monitoring under agroforestry system using UAV images in Senegal» (UCAD, Cirad, CSE)	Diack et al., 2024; Diene et al., 2024	Enseignant Chercheur ENSA Thiès, Sénégal
2021-2024	Adama Lo	Fodder production and fodder balances mapping based on Earth Observation in Senegalese pastoral ecosystems» (ENSA Thies, CSE)	Lo et al., 2024, 2022	
2020-2023	Enzo Castro	Exploiting multi-year high-resolution Sentinel time series for better understanding of fallow dynamics in West Africa (AgroParisTech, #DigitAg, Cirad)	Castro Alvarado et al., 2023	
Master				
2024	Caroline Akinyi Owuor	Developing an Early Warning System for Banana Xanthomonas Wilt (BXW) in Rwanda, Master of Science in Data Science and Analytics (Strathmore University)		IT, IITA, Nairobi, Kenya
2023	Samba Guorgui Mane	Modélisation de la qualité du fourrage dans les parcours sénégalais à partir de données satellitaires, Master 2 Sciences et Technologie de l'Espace (Université	Lo et al., 2024	

		Mohammed-V de Rabat)		
2023	Coline Girod	Landscape dynamic analysis using remote sensing in the district of Murewa in Zimbabwe, Master 2 Climate, Land Use, Ecosystem Services (CLUES) (AgroParisTech)		
2020	Marie Ruillé	Can remote sensing data improve millet yield estimation in central Senegal? Master 2 Biodiversité végétale et gestion des écosystèmes tropicaux (Univ de Guyane)		Doctorat Cirad (UPR GECO), Post-Doctorant Cirad (UMR Cired), Montpellier, France
2020	Louise Lemettais	Influence de l'humidité de surface du sol sur les dynamiques végétales au Sahel, Master 2 GAED GEOïDES (Univ Grenoble Alpes)		Doctorat Université de Lille, Lille, France
2020	Aboubacar Hema	Modélisation de la distribution des principales espèces ligneuses dans deux parcs agroforestiers du bassin arachidier sénégalais, Ingénieur des travaux statistiques (ENSAE Dakar)	Ndao et al., 2022	Consultant Data Sciences, IFPRI, Dakar, Sénégal
2020	Naomi Berda	Estimation des rendements céréaliers dans les systèmes agroforestiers sénégalais à partir d'imagerie drone et satellite, Ingénieur (AgroParisTech)		Doctorat Université de Ben Gurion, Be'er Sheva, Israël

2019	Alexis Coastaliou	Utilisation de séries temporelles d'images optique et radar pour l'estimation des rendements en petite agriculture familiale : Cas du bassin arachidier sénégalais, Master 1 Géomatique (ENSG/Univ Paris Est Marne la Valée)		Chef de projet Lillyfly, Paris, France
2019	Marième Ndione	Caractérisation des systèmes de culture à base de mil dans la région de Niakhar (bassin arachidier du Sénégal) : Evaluation de la contribution des arbres à la productivité des systèmes à l'échelle du paysage, Master 2 Production végétale (ENSA Thiès)		
2018	Jean Eudes Gbodjo	Evaluation du potentiel d'une série temporelle multi-sources à haute résolution spatiale pour le suivi des cultures annuelles en petite agriculture familiale : Cas du bassin arachidier sénégalais, Master 2 Géomatique SIGMA (Univ Toulouse, INP-ENSAT)	Gbodjo et al., 2021, 2020, 2019; Leroux et al., 2020	Post-Doctorat CNRS, Toulouse, France ; Chargé de Recherche Technical Research Centre of Finland, Helsinki, Finlande
2017	Cyrille Ahmed Mindigoyi	Intégration des rendements estimés par télédétection et par modèle de culture spatialisé dans un système d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire en Afrique subsaharienne, Mastère SILAT (AgroParisTech)	Giner et al., 2024	Doctorat INRAE, Montpellier France, Ingénieur projet Cirad (UPR AIDA), Montpellier, France

2016	Mamadou Dian Bah	Mise en place d'un outil de suivi de la végétation à partir de données de télédétection à basse résolution spatiale, Master 2 Géomatique SIGMA (Univ Tolouse, INP-ENSAT)	Doctorat Université d'Orléans, Orléans, France ; Post-Doctorant CRIM, Montréal, Canada

RESPONSABILITES SCIENTIFIQUES

En termes de responsabilité scientifique, j'ai été examinatrice dans un jury de thèse et j'ai été membre du comité de suivi pour 2 thèses. J'évalue également très régulièrement des articles scientifiques pour des revues à comité de lecture, avec une diversité dans les types de revues. Je révise en moyenne 5 articles par an. J'ai également participé à 5 expertises techniques et ai été membre du comité d'organisation de deux conférences nationales (Tableau 6).

TABLEAU 6. LISTE DES DIFFERENTES RESPONSABILITES SCIENTIFIQUES.

Jury de thèse	Amah Akodéwou. Landscape trajectories and biodiversity: effects of anthropization on invasive plants throughout Protected Area and its periphery in southeastern Togo (Cirad, AgroPariTech), Advisors V.Gond (Cirad) and S.Akpavi (Lomé Univ.), ED ABIES, 2016-2019.
Comité de suivi de thèse	Manel Khlif. Assessment of cereals status and water productivity using remote sensing in Tunisia (Inat, Carthage University), Advisors Z.L.Chabaane (INAT) and M.J. Escohiruela (IsardSAT), 2020-2023. Julien Sarron. Spatial estimation of a perennial crop yield in West Africa: mango case study in Senegal (Cirad, #DigitAg), Advisors E.Faye and E.Malézieux (Cirad), ED GAIA, 2017-2020.
Activité de reviewing (~5 articles/an)	Remote Sensing (MDPI) Remote Sensing of Environment (Elsevier) Scientific Reports (Nature Research) Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing (IEEE) Ecological indicators (Elsevier)

	Land Degradation and Development (Wiley) Journal of Environmental Management (Elsevier) Science of the Total Environment (Elsevier) Regional Environmental Change (Springer) Journal of Arid Environments (Elsevier) Ambio (Springer) Biogeosciences (EGU) PLOS ONE Field Crops Research (Elsevier) Agricultural Water Management (Elsevier Agriculture (MDPI) Forests (MDPI) Agroforestry Systems (Springer) Sensors (MDPI) Biosystems engineering (Elsevier) Journal of Geophysical Research (Wiley Online Library) RFTP Journal of Interdisciplinary Methodologies and Issues in Science
Expertise Technique	2018 (BAD) : Diagnostic et analyses de la filière coton textile en Guinée Bissau. 2018 (AFD) : GeoForAgri - Projet de renforcement de l'utilisation de l'imagerie satellitaire en appui aux politiques publiques agricoles et de gestion durable des ressources, en Afrique de l'Ouest. 2018 (World Bank): LAUREL - Land Use Planning for Enhanced Resilience of Landscapes 2015 (AFD) : Observation spatiale pour l'agriculture en Afrique : potentiels et defis.
Comité de conférence	International : AgrinumA 2019, Dakar, Sénégal National : CFPT 2018, CFPT 2019, France

ENSEIGNEMENTS

Cours

2014	Current offers in satellite remote sensing (Master Géomatique, Université Montpellier)
2013	Current offers in satellite remote sensing (Master SILAT, AgroParisTech)

Travaux Pratiques

2018	GPS positioning and programming ground field trip with QGIS (Landscape ecology with QGIS, Cirad training), CSE, Dakar, Sénégal
2018	Creating of a ground survey application with (Landscape ecology with QGIS, Cirad training), CSE, Dakar, Sénégal
2014	Remote sensing information extraction: Mutlitemporal time series analysis with ERDAS Imagine (Mastère SILAT, AgroParisTech)
2013 ;2014	Remote sensing information extraction: Validation and quality assessment of a land cover classification with ERDAS Imagine (Mastère SILAT, AgroParisTech)
2013	Remote sensing bases: Reading, visualising and interpreting images with ERDAS imagine (Mastère SILAT, AgroParisTech)
2013	Remote sensing bases: Basis of image process, spectral indices computation with ERDAS imagine (Mastère SILAT, AgroParisTech)

SYNTHESE DES TRAVAUX DE RECHERCHE

©Leroux Louise, 2019

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

ITINERAIRE VERS LA RECHERCHE

Mon activité scientifique s'est principalement déroulée au sein du Cirad, où j'ai d'abord effectué une thèse de 2012 à 2015 au sein de l'UMR TETIS, puis ensuite au sein de l'UR AIDA que j'ai rejoint à la fin 2015 en tant que chercheuse en télédétection spécialiste de la prévision des récoltes des cultures annuelles en contexte tropical. La belle histoire, celle que l'on racontera peut-être à nos petits-enfants, serait celle d'une jeune étudiante ayant toujours eu pour vocation de devenir chercheuse. Parce que je dois en réalité mon parcours au hasard et à une succession de choix fait instinctivement, j'expose donc ici brièvement mon itinéraire de (pré-) recherche chronologiquement, en signalant les principales étapes, et changements clés.

LES ANNEES UNIVERSITAIRES, UN PARCOURS A L'AVEUGLE

J'ai obtenu un bac scientifique en 2007, à l'époque Parcoursup n'existait pas et nous étions donc beaucoup moins contraints dans nos orientations. J'avais donc déposé des candidatures en classe préparatoire scientifique, BCPST, parce que j'avais toujours voulu être vétérinaire, et littéraire, parce qu'on ne va pas se le cacher, j'étais quand même plus douée en lettres qu'en sciences. Acceptée dans les deux filières, j'ai finalement choisi sur un coup de tête que je ferais hypokhâgne, envoyant valser mon rêve d'enfance et me plongeant dans une grande phase de questionnement : que vais-je faire de ma vie ? J'ai intégré une classe préparatoire littéraire à Rennes, cela a été dur, mais extrêmement formateur déjà, sans le savoir, pour ma future carrière : rigueur, organisation du travail, gestion des échéances. Au cours de la première année, je pense avoir trouvé ma voie et je prépare le concours d'entrée à l'Ecole du Louvre pour devenir conservatrice du patrimoine. C'est un échec, et je décide de ne pas poursuivre en 2ème année de classe préparatoire et d'intégrer la filière universitaire en deuxième année de Licence d'Histoire. L'emploi du temps me semblant d'un coup bien vide, je décide de m'inscrire un peu au hasard en Licence de Géographie, me permettant ainsi de suivre parallèlement les deux parcours. Je me suis retrouvée bien déçue par le parcours d'histoire qui en licence me semblait très théorique et ayant surtout pour vocation de trier les amphithéâtres bondés ne gardant ainsi que les meilleurs (et les plus résistants) pour le master. Au contraire, et à ma grande surprise, je me suis entièrement retrouvée dans le parcours de géographie qui me permettait d'allier à la fois mon goût pour les sciences sociales et mon côté scientifique qui ne m'avait jamais vraiment quitté. J'ai donc intégré un master Recherche en télédétection et environnement co-accrédité entre l'Université Rennes 2 et l'Institut Agro Rennes-Angers. J'y ai acquis toutes les bases en télédétection, analyses spatiales et statistiques, ainsi qu'en informatique. Le véritable tournant s'est ensuite opéré lors de mon stage de fin d'étude que j'ai effectué au laboratoire HydroSciences de Montpellier, encadré par Johan Oswald de l'Université de Rennes et David Sebag de l'IRD. J'ai eu l'occasion d'effectuer un stage sur l'utilisation de la télédétection pour alimenter les modèles hydrologiques pour la gestion du bassin versant du Mayo-Tsanaga au Nord Cameroun. Ce stage m'aura mis un premier pied dans la recherche et le second en Afrique. Est-ce que j'ai changé mes pieds de place depuis ? Non.

La these, pour se donner le temps de voir venir

A la suite de mon Master, et sur les recommandations de mes encadrants de stage, je décide de me lancer dans une thèse, pour ainsi me laisser le temps de me poser la question de ce que je souhaite vraiment faire. Je me retrouve classée seconde sur une thèse proposée par Camille Lelong de l'UMR TETIS, sur un sujet portant sur la cartographie des systèmes cacao au Cameroun. Par ce biais là je rencontre Agnès Bégué qui me propose finalement de travailler sur la télédétection et la sécurité alimentaire dans le cadre des systèmes d'alerte précoce en Afrique de l'Ouest. Ce sujet était à l'interface entre enjeux sociétaux et méthodologiques, c'était donc un sujet pour moi. A cette époque, lors de mon entretien, lorsque Agnès m'a demandé pourquoi je souhaitais faire une thèse, j'ai répondu que je n'avais pas du tout la volonté de continuer dans la recherche mais que je voyais la thèse comme l'unique moment dans ma carrière où je pourrais travailler à 100% sur un sujet qui m'intéresse, de le façonner comme je le souhaitais et de l'emmener là où je le voulais. J'ai donc travaillé pendant 3 ans sur différentes thématiques comme l'évaluation du domaine cultivé par les produits globaux d'occupation du sol, l'estimation des rendements et enfin l'analyse des tendances de la végétation sur le long terme. J'ai fait mes premiers pas en Afrique, au Burkina Faso, à une époque lointaine où le pays était encore paisible. Je suis tombée amoureuse de tout, la culture, les gens, les paysages, l'atmosphère lourde et pesante, la chaleur, les odeurs et les couleurs. C'était décidé, je travaillerais sur le continent ou rien. J'ai donc commencé à prospecter auprès de bureaux d'étude travaillant sur le continent africain, affirmant toujours que la recherche c'était bien pour les autres mais pas pour moi. Puis finalement, à deux ans et demi de thèse, deux postes correspondants à mon profil s'ouvrent au Cirad, l'un à l'UMR TETIS et donc dans une équipe au cœur de mon domaine de compétences et l'autre à l'UR AIDA, dans une unité d'agronomie, pour laquelle mon profil était plutôt marginal. Je suis à 6 mois de finir ma thèse mais je me dis pourquoi pas, j'essaie on verra bien ce que ça donne. Je ne suis pas retenue à l'oral pour le poste dans ma propre équipe de thèse mais je vais à l'oral pour le poste de l'UR AIDA avec la boule au ventre. Je partais en véritable outsider, je connaissais tous les autres candidats, tous avec plusieurs post-doctorats, certains m'ayant même donné des cours à la Faculté. J'ai aussi la boule au ventre parce que je me dis que je ne suis pas vraiment sûre de vouloir faire de la recherche, et qu'à nouveau j'ai pris une décision sans trop réfléchir, juste pour voir. Finalement, je décroche ce poste, et je pense que le niveau de stress que m'a fait atteindre cet entretien, et l'attente du résultat, m'ont fait prendre conscience que peut-être, c'était le signe que c'était cela que je voulais faire, sinon pourquoi se rendre malade.

Vers le Cirad et au-dela

En décembre 2015 je soutiens donc ma thèse et j'intègre dans la foulée l'UR AIDA. J'ai d'abord passé un an et demi à Montpellier où je me suis principalement consacrée à la finalisation de mes articles de thèse, mais aussi et surtout à m'imprégner des concepts et problématiques de ma nouvelle équipe de recherche. J'étais désormais une géographe dans une unité d'agronomes et il me fallait maintenant trouver les clés pour proposer une démarche géographique permettant de répondre aux enjeux de l'agronomie systémique, et en particulier de l'évaluation des performances agronomique et environnementale des systèmes de culture en agriculture familiale. Tout était nouveau, nous ne parlions pas le même langage, nos objets d'études n'étaient pas aux mêmes échelles spatio-temporelles. On me parlait de modèles de croissance de plante comme

STICS ou Celsius, quand moi je ne connaissais que Sentinel-2 ou MODIS, on me parlait de fonctionnement de la plante quand moi je travaillais à l'échelle du continent. Cela a donc marqué une longue phase d'adaptation qui a été rendue possible et facilitée par la mise en place d'un plan de compagnonnage avec François Affholder et Pierre Todoroff. Cela m'a permis de proposer deux petits projets, SERENA (financement Metaprogramme GloFoodS) et LYSA (financement CNES), centrés autour du triptyque diversité des paysages, performance agronomique et sécurité alimentaire, en prenant comme cas d'étude les paysages agroforestiers au Sénégal. Ces deux premiers projets, outre le fait de marquer le démarrage de mes activités sur l'agroforesterie, m'ont permis d'initier mon affectation au Centre de Suivi Ecologique de Dakar où j'ai passé 5 années à travailler en collaboration avec Aziz Diouf, mais également avec l'ISRA (CNRA Bambey, BAME et LNRPV). Deux thèses ont été associées à ces projets, celle de Babacar Ndao sur l'utilisation de la télédétection et de la modélisation pour la caractérisation de la diversité des paysages et l'évaluation de son effet sur les rendements des cultures, et celle de Jean Eudes Gbodjo sur l'utilisation des approches de deep learning pour le suivi des cultures. Les premiers résultats de ces travaux m'ont permis ensuite d'être intégrée à des projets plus ambitieux : RAMSESII (financement EU LEAP Agri), Cassecs (EU Desira) et SustainSAHEL (EU H2020). Qui dit nouveaux projets dit aussi nouveaux étudiants (Adama Lo, Ibrahima Diack et Enzo Castro) et nouvelles collaborations. Cela a également permis d'affirmer l'agroforesterie comme une thématique forte de notre unité et d'aboutir au recrutement récent d'un agronome spécialiste de la modélisation des systèmes agroforestiers. Et comme la science est une boucle sans fin, nous sommes sur le point de recommencer un nouveau cycle de projets sur l'agroforesterie, cette fois-ci au Kenya, avec le projet GALILEO fraîchement accepté (financement EU HORIZON Europe). Cela me permet d'arriver sur la dernière étape (temporaire) de mon voyage qui est le Kenya. A la suite de mes 5 ans au CSE au Sénégal, j'ai eu la possibilité de partir pour une toute autre aventure, celle de la recherche à l'internationale, au sein de l'initiative OneCGIAR Excellence in Agronomy. Je suis donc depuis Janvier 2022 en affection à IITA (International Institut of Tropical Agriculture) pour travailler sur des questions d'agronomie à l'échelle, et plus particulièrement sur le volet estimation des rendements et des écarts de rendements (« yield gap ») à grande échelle. C'est dans ce contexte que j'encadre désormais Habtamu Sewnet Gelagay pour une thèse portant sur la cartographie et caractérisation des écarts de rendements du blé en Ethiopie. C'est à nouveau un grand changement. IITA est un centre de recherche international, le rythme de travail n'est pas le même, les objectifs à atteindre ne sont pas les mêmes, il faut des résultats pour hier. On ne travaille plus sur 1 pays mais sur une vingtaine de pays, ni sur une culture, mais sur une dizaine de cultures. C'est une atmosphère de travail différente, parfois assez peu en phase avec la volonté que j'ai de vouloir prendre mon temps pour faire de la science, de publier, parce que je suis encore à une étape de ma carrière où il me faut publier pour pouvoir avancer sur l'échelle de la science. Mais en même temps cela m'ouvre des perspectives sans précédent, des collaborations avec de grands laboratoires internationaux comme l'équipe NASA Harvest. Aujourd'hui, à l'heure où j'écris cette introduction, je consacre 50% de mon temps à mes activités IITA et 50% à mes activités pour le Cirad, et notamment les projets agroforesterie. Je suis donc en constant (des)équilibre entre mes deux « moi » de la recherche, mais au final, n'est-ce pas être funambule que d'être chercheur ?

POSITIONNEMENT DE MES RECHERCHES

L'AGRICULTURE FAMILIALE FACE AUX ENJEUX GLOBAUX

A l'échelle mondiale, plus de 700 millions de personnes souffraient toujours de la faim en 2022, avec une tendance qui s'est particulièrement accrue depuis l'épidémie du COVID-19, une situation exacerbée par les conflits en Ukraine, au Sahel ou au Moyen Orient (FAO et al., 2023), et qui devrait être encore d'avantage marquée en 2024 en raison de l'impact de sécheresses prolongées dues à el Niño. Ces chiffres sont bien loin de l'objectif « zéro faim » fixés lorsque les Objectifs du Développement Durable ont été définis en 2015 par les Nations Unis (United Nations, 2016). En Afrique Sub-Saharienne, l'année 2023 a été marquée par une augmentation du nombre de personnes en insécurité alimentaire par rapport à 2022 (FAO et al., 2023). La situation est donc particulièrement inquiétante pour le continent où l'agriculture est confrontée au triple défi de nourrir une population de 3.1 milliards d'habitants d'ici à l'horizon 2100 (Vollset et al., 2020) tout en limitant l'expansion des terres agricoles et en réduisant son emprunte environnementale (Foley et al., 2011). La petite agriculture familiale (moins de 2 ha par exploitation) joue un rôle prépondérant dans l'équation alimentaire à l'échelle mondiale et compte pour près de 35% de la production alimentaire globale alors qu'elle ne représente que 12% des terres agricoles totales (Lowder et al., 2021; Ricciardi et al., 2018). A l'échelle du continent africain, la majorité de la production agricole repose elle aussi sur cette petite agriculture familiale. Cependant, la productivité agricole de la région reste faible et augmente beaucoup plus lentement qu'ailleurs dans le monde (Giller et al., 2021a), avec des rendements observés qui sont bien en dessous des rendements potentiels tels que permis par le climat (Affholder et al., 2013; van Ittersum et al., 2016). Cela est due en particulier à des pratiques agricoles suboptimales (Mueller et al., 2012; Silva et al., 2021) et un recours limité voire quasi-inexistant aux engrais minéraux (ten Berge et al., 2019). A cela s'ajoute également les effets attendus du changement climatique. Il a en effet été estimé qu'en Afrique Sub-Saharienne, une augmentation de la température de l'ordre de 4 degrés Celsius pourrait se traduire par une diminution des rendements du maïs de l'ordre de 14% à l'horizon 2100 lorsque comparé avec les rendements de la période 1986-2005 (Falconnier et al., 2020). L'augmentation de la variabilité climatique sera également responsable d'une plus grande variabilité dans les rendements des principales cultures alimentaires comme le maïs, le sorgho, ou le mil, avec une probabilité plus grande d'observer de mauvaises récoltes (Parkes et al., 2018). En parallèle à cela, l'agriculture africaine, sous pression du fait des effets conjugués de la croissance démographique et du changement climatique, représente également une menace directe pour la préservation de la biodiversité (Kehoe et al., 2017; Leisher et al., 2022). La dégradation observée de la biodiversité réduit fortement les contributions (directes et indirectes) de la Nature aux populations, affectant leur qualité de vie quotidienne et le développement social et économique du continent (IPBES, 2018). Pour faire face à ces défis, l'agriculture familiale d'Afrique Sub-Saharienne doit nécessairement aller au-delà de la simple augmentation arithmétique de la production agricole, et plutôt accroître la capacité des paysages agricoles à fournir une diversité de services écosystémiques.

LA TELEDETECTION COMME OUTIL DE SUIVI DE L'AGRICULTURE ET DES PAYSAGES AGRICOLES

C'est donc dans ce contexte général que les travaux du collectif auquel j'appartiens, à savoir l'équipe ESTIME de l'UR AIDA, se positionnent. En particulier, il s'agit d'évaluer et d'extrapoler

dans le temps et dans l'espace les performances agronomiques et environnementales des systèmes de culture dans le contexte de petite agriculture familiale. Les acteurs du secteur agricole se doivent de répondre à différents objectifs : nourrir une population grandissante, générer des revenus, limiter les impacts environnementaux de l'agriculture. Dans ce cadre, la télédétection, satellitaire ou aéroportée, offre le potentiel de caractérisation des paysages agricoles et de suivi de l'agriculture et ce à différentes échelles spatiales ou temporelles. Télédétection et agriculture sont depuis longtemps une combinaison gagnante. En effet les premiers travaux datent des années 1970, avec l'expérience « 1971 Corn Blight Watch » menée aux Etats Unis conjointement par la NASA, USDA et les Universités du Michigan et de Purdue et dont l'objectif était d'évaluer l'utilisation de techniques avancées de télédétection pour détecter pendant la saison de croissance le développement et la propagation de l'helminthosporiose du maïs. Pour la première fois, les surfaces en maïs ont pu être cartographiées à large échelle (McDonald et al., 1973). Depuis de nombreuses applications de télédétection pour le suivi et la caractérisation des paysages agricoles ont été proposées. Les principales applications de la télédétection qui sont au cœur de mes recherches sont en particulier l'identification et la caractérisation de l'utilisation des terres agricoles, l'estimation et la prévision des rendements, ainsi que la provision de services écosystémiques pour l'agriculture. L'application qui est certainement la plus intuitive mais également la plus directe est la cartographie des paysages agricoles, avec en particulier la cartographie de l'occupation du sol (i.e. correspondant aux propriétés physiques de la surface terrestre, Di Gregorio and Jansen, 1998) et l'utilisation du sol (i.e. correspondant aux activités pour lesquelles l'homme utilise ces terres, Fresco, 1994). Cela repose sur le principe général de l'utilisation d'algorithmes de classification permettant de discrétiser en catégories (ou classes) les informations issues d'images satellites ou de tout autre vecteur. Si l'on répète ce processus dans le temps, cela permet alors d'identifier des changements dans l'occupation ou l'utilisation du sol. Récemment, Wang et al. (2023) ont inventorié une soixantaine de produits globaux ou régionaux d'occupation ou d'utilisation du sol. Ces efforts globaux ou régionaux, comme par exemple le produit ESA WorldCover (Zanaga et al., 2022) ou Dynamic World (Brown et al., 2022), ne font cependant pas la distinction entre les différents types de surfaces cultivées et ne possèdent qu'une classe générale "culture". Avec l'amélioration des moyens de calculs et des résolutions spatiales, temporelles et radiométriques, un certain nombre de produits dédiés aux surfaces cultivées sont en train de se développer. C'est le cas par exemple du produit WorldCereal qui fournit une cartographie des surfaces cultivées en céréales avec une distinction entre culture temporaire et irriguée (Van Tricht et al., 2023) mais également entre grands types de cultures (maïs, céréales d'hiver et céréales de printemps, See et al., 2023). Enfin on trouve aussi un certain nombre de travaux portant sur des applications plus locales, notamment la cartographie des pratiques (Bégué et al., 2018). La seconde application, et qui est celle qui occupe une place prédominante dans mes travaux, est celle de l'estimation et la prévision des rendements. Un certain nombre de travaux d'inventaire de la littérature sur le sujet ont déjà été conduits (e.g. Lungu et al., 2020; Rembold et al., 2013; Schauberger et al., 2020). Tout comme il existe des produits globaux d'occupation et d'utilisation du sol, il existe également des systèmes globaux de suivi de l'agriculture dont l'objectif est de fournir une évaluation des niveaux de production alimentaire à l'échelle globale ou régionale (Atzberger, 2013; Fritz et al., 2019a; Nakalembe et al.,

2021). Le système le plus complet et intégratif actuellement est le GEOGLAM Crop Monitor alimentant le système d'information sur le marché agricole du G20 (Becker-Reshef et al., 2019). Ces systèmes reposent sur l'utilisation d'informations dérivées de données satellitaires fournissant un état des cultures en temps quasi réel. L'approche la plus simple pour estimer les rendements de culture par télédétection est d'établir une relation empirique entre des données de rendements mesurés sur le terrain et des indices de végétation dérivés de données de télédétection. Les premiers travaux en la matière sont ceux de Tucker (1979) et Tucker et al. (1980) et ont depuis été suivis par des centaines d'études à différentes échelles spatiales et reposant sur le même principe (e.g. Azzari et al., 2017; Becker-Reshef et al., 2010; Burke and Lobell, 2017; Groten, 1993; Hatfield, 1983; Lobell et al., 2003; Maselli et al., 2000; Meroni et al., 2021; Moriondo et al., 2007; Rasmussen, 1997; Rojas, 2007; Unganai and Kogan, 1998). L'autre approche possible pour l'estimation et la prévision des rendements, mais qui dans la pratique reste pour l'instant du domaine de la recherche, est l'assimilation de données de télédétection dans des modèles de croissance de plantes (e.g. Betbeder et al., 2016; de Wit and van Diepen, 2007; Doraiswamy et al., 2005; Kang and Özdoğan, 2019; Launay and Guerif, 2005; Moulin et al., 1998). Enfin la dernière application sur laquelle j'ai en particulier travaillé ces dernières années, et qui constituera plutôt le cœur de mes activités à venir, est l'évaluation des services écosystémiques. En effet, en plus de pouvoir estimer la production alimentaire, d'autres fonctionnalités comme la préservation de la fertilité du sol, la conservation de la biodiversité ou la séquestration du carbone peuvent être dérivées de la télédétection et traduites en services écosystémiques. Pour ce faire, une démarche similaire à celle mobilisée pour les estimations de rendements est généralement utilisée, où des indicateurs dérivés de données de télédétection renseignant sur le statut de la végétation sont utilisés au sein de démarches statistiques ou d'assimilation dans des modèles basés sur les processus pour quantifier les variations spatio-temporelles de différents indicateurs de services écosystémiques : régulation du climat (e.g. Kross et al., 2013; Tucker et al., 2023), régulation de la dégradation des sols (Vrieling, 2006; J. Wang et al., 2023), régulation de la biodiversité (N. Pettorelli et al., 2016; Skidmore et al., 2015), provision d'énergie (Hammer et al., 2003; Longato et al., 2019). L'évaluation spatialisée de la fourniture de services écosystémiques s'accompagne aussi de tout un volet de la littérature sur l'évaluation et l'analyse des compromis et synergies entre services écosystémiques qui s'avère être une étape fondamentale pour la gestion durable des ressources cultivées et naturelles permettant de satisfaire les besoins des populations (Aryal et al., 2022; Mouchet et al., 2014).

Les nouvelles opportunites de la teledetection pour l'agriculture familiale

Jusqu'à très récemment, la plupart des applications développées pour le suivi de l'agriculture étaient surtout adaptées aux systèmes de culture du Nord, caractérisés par de grandes parcelles et une homogénéité des pratiques pour lesquels des capteurs à moyenne ou haute résolution spatiale comme MODIS ou Landsat (~30 m-250 m) étaient suffisants. Seulement, sur le continent africain la majorité des exploitations agricoles familiales font moins de 2 ha (Lowder et al., 2021; Ricciardi et al., 2018; Samberg et al., 2016), avec des parcelles inférieures à 0.5 ha (Fritz et al., 2015). A cela s'ajoute une très grande hétérogénéité des pratiques agricoles entrainant une hétérogénéité de la couverture végétale ainsi que la présence d'une importante couverture nuageuse au cours de la saison des pluies rendant quasiment impossible l'utilisation de capteurs

optiques (Whitcraft et al., 2015). Seulement au cours des 10 dernières années, la transformation numérique s'est accélérée avec un rythme sans précédent. Cela a ouvert de nouvelles opportunités pour le suivi de l'agriculture familiale. C'est donc dans ce contexte de profonde mutation que s'est inscrit mon début de carrière. Cette évolution est en grande partie due à la quantité croissante de données d'observation de la Terre. Les données disponibles sont de mieux en mieux résolues spatialement, temporellement et radiométriquement, ce qui permet maintenant de réduire considérablement les contraintes liées aux caractéristiques de ces systèmes agricoles. La principale avancée en ce sens est l'arrivée sur la marché de la constellation Sentinel-2 (Defourny et al., 2019), ainsi que des données à très haute résolution spatiale (3-m) et temporelle (< 5 jours) comme Planet (e.g. Burke and Lobell, 2017) disponible à l'échelle du globe. Par ailleurs, la multiplication des capteurs rend alors également possible la fusion de différentes sources d'information, notamment optique et radar, permettant de tirer bénéfices des avantages de chacune des sources. La démocratisation des drones a également ouvert de nouvelles portes, que ce soit pour le suivi des cultures à l'échelle (intra-)parcellaire (Schut et al., 2018) ou comme étape intermédiaire entre le terrain et le satellite pour faciliter les suivis à grande échelle (Nungi-Pambu et al., 2024). La multiplication d'initiatives de crowd-sourcing permet également de pallier au général manque de données de terrain qui caractérise ces régions du monde (Estes et al., 2016; Fritz et al., 2009; See et al., 2015). Bien évidemment, les données seules ne suffisent pas. L'arrivée des plateformes de calcul dans le cloud comme Google Earth Engine (Gorelick et al., 2017) a facilité l'exploitation de ces données grandissantes, et permet maintenant d'envisager d'effectuer des suivis à grande échelle de l'agriculture familiale (Azzari et al., 2017; Jin et al., 2019; Xiong et al., 2017a). Enfin, la révolution s'est aussi matérialisée autour des techniques d'analyses et notamment l'intelligence artificielle qui permet d'analyser et d'extraire de l'information de jeux de données toujours de plus en plus conséquents, mais aussi de plus en plus hétérogènes (Nakalembe and Kerner, 2023).

Plan du memoire

Mes travaux de ces dernières années ont donc contribué à répondre à la problématique générale de l'évaluation des performances de l'agriculture familiale africaine, complexe et diversifiée, en réponse aux changements globaux, et ce dans un contexte de profondes mutations technologiques parmi lesquelles les outils de télédétection jouent un rôle central. J'ai en particulier mobilisé la télédétection pour répondre à trois composantes de la production de connaissance que sont la description, l'évaluation et la compréhension. C'est donc autour de ce triptyque que j'ai organisé la présentation de mon mémoire (Figure 2). Dans un premier temps, je présente un corpus de travaux où j'ai utilisé la télédétection comme un outil pour décrire, avec un focus particulier sur la cartographie des paysages agricoles et leur diversité (Partie 1). Dans un second temps, et c'est ce qui concentre le cœur de mes activités, je présente mes travaux portant sur l'utilisation de la télédétection comme outil d'évaluation, notamment pour mesurer la production de végétation des paysages agricoles (Partie 2). Enfin, la troisième partie de ce mémoire présente des travaux où j'ai mobilisé la télédétection comme outil de compréhension, au travers notamment d'études portant sur l'analyse des relations entre composantes des paysages agricoles et production de végétation (Partie 3). L'ensemble de mes activités de recherche est illustré par les travaux des étudiants en Doctorat et Master que j'ai encadrés,

notamment les travaux de thèse de Babacar Ndao, Jean Eudes Gbodjo, Enzo Castro, Adama Lo et Ibrahima Diack. Je conclus ce mémoire par une discussion générale sur l'ensemble de mes travaux, se présentant davantage comme une mise en perspective de l'ensemble de mon parcours et questionnant mon positionnement en tant que géographe évoluant au sein d'un collectif d'agronomie mais également sur l'évolution de mon métier de façon générale, à l'ère des transformations numériques. J'y présente également mon projet de recherche « idéal » pour les années à venir (Partie 4). La liste complète de mes publications ainsi qu'une sélection de 5 articles illustrant mes travaux sont proposées en fin de document.

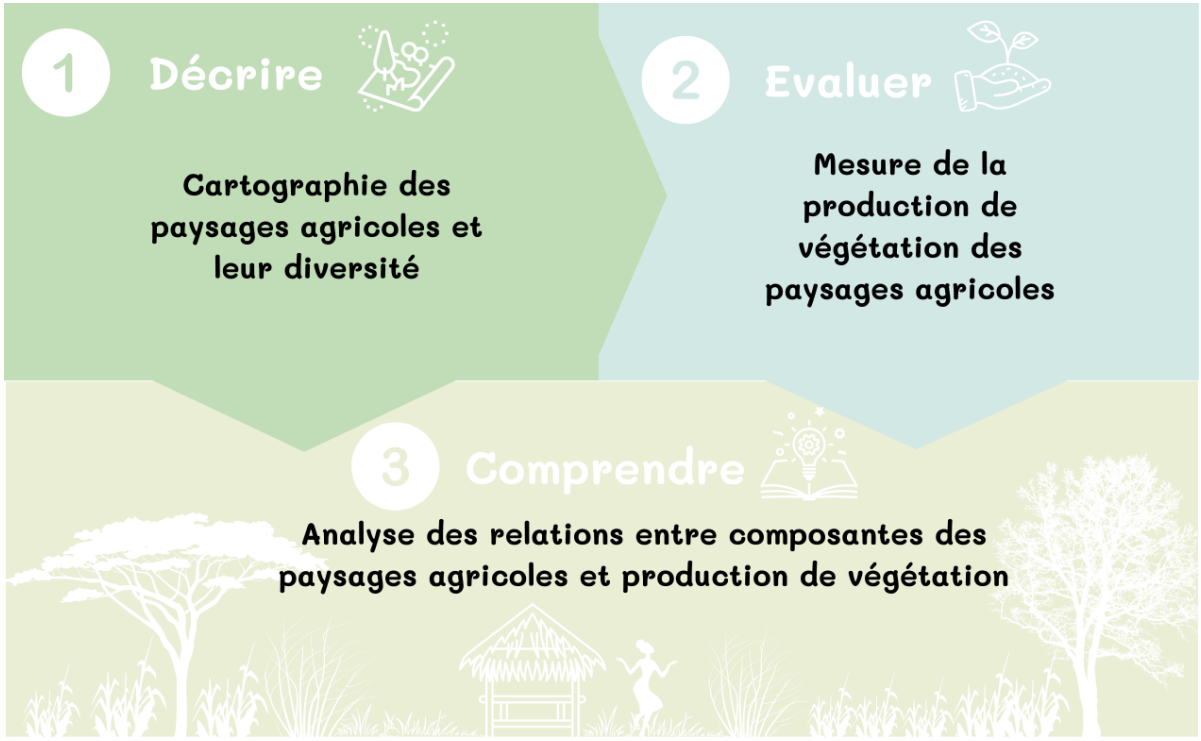


FIGURE 2. ORGANISATION GENERALE DE MES ACTIVITES DE RECHERCHE AUTOUR DU TRIPTYQUE DECRIRE, EVALUER, COMPRENDRE.

©Leroux Louise, 2023

« La géographie ne sert pas seulement à faire de la géopolitique. Cela sert aussi, pour tout un chacun, à admirer davantage de beaux paysages, en comprenant mieux comment ils sont construits.»

Yves Lacoste, *De la géopolitique aux paysages. Dictionnaire de la géographie*, Collin, 2003.

Partie 1

La teledetection pour decrire : Cartographie des paysages agricoles et de leur diversite

« Entendre le son des vagues lorsqu'elles s'agrippent à la terre ferme
Cultiver le silence, tout est calme, plus rien n'interfère
Rechercher la lumière, un jour peut-être trouver la clarté
En nous le bout du monde, faire de son cœur une île à peupler
Ouvrir de grands yeux clairs au bord d'immenses lacs émeraudes
Se laisser émouvoir tôt le matin quand pousse l'aube
Aux premières heures du jour tout est possible
Si l'on veut reprendre dès le début, redéfinir la règle du jeu
Briser les chaines, fissurer la dalle
Inventer la lune, que tous la voient
Devenir vent de nuit, pousser la voile
Et s'enfuir vers des rives là-bas.»

Gaël Faye et Guillaume Poncelet (2017). Extrait de la chanson "Tôt le matin". In Rythmes et botanique. © Universal Music Publishing Group

Partie 1 : La teledetection pour decrire : Cartographie des paysages agricoles et de leur diversite

Comme mentionné en introduction, bien qu'évoluant dans une unité d'agronomie et donc souvent assimilée à mes confrères agronomes, je suis géographe de formation et donc l'ensemble de mes recherches reste empreint de cette coloration géographique. La géographie vient du grec ancien *geographia* qui se traduit littéralement par « décrire la Terre ». Et pour décrire la Terre, les géographes utilisent une forme de représentation graphique permettant de replacer les différentes composantes terrestres dans un espace géographique, la cartographie. C'est donc tout naturellement que j'ai consacré une partie importante de mes travaux à la cartographie des paysages agricoles et de leur diversité en agriculture familiale. Dans cette première partie sont donc présentés des cas d'utilisation de la télédétection pour décrire l'hétérogénéité et la diversité de ces paysages, en partant de travaux sur la cartographie des gradients de diversité paysagère, puis en présentant les opportunités offertes par les nouvelles données/approches pour la cartographie de l'utilisation du sol et enfin sur l'utilisation de la télédétection pour la cartographie de la composante arborée dans les systèmes agroforestiers. Tout ceci est illustré par des exemples issus de mes travaux de recherches, avec un focus important, mais non exclusif, mis sur les paysages agroforestiers au Sénégal.

Cartographier les gradients de diversite paysagere : application aux systemes agroforestiers senegalais

L'agroforesterie (Nair, 1993) fait partie intégrante des paysages agricoles d'Afrique sub-Saharienne, avec plus de 40% de la population dans les zones rurales qui vivent dans des paysages avec une couverture arborée de plus de 10% (Zomer et al., 2016). Les parcs arborés sahéliens, ou « parklands » en anglais, représentent un cas particulier de systèmes agroforestiers où les agriculteurs ont préservé les arbres indigènes depuis des siècles et ont planté des espèces exotiques dans leurs champs et ce afin de tirer partis des nombreux services écosystémiques offerts par les arbres (Kuyah et al., 2016; Miller et al., 2020; Reed et al., 2017; Sinare et al., 2016). Il en résulte des paysages agricoles diversifiés et hétérogènes tant en terme de composition que de structuration (Sambou et al., 2017) (Figure 3). A cela s'ajoute également des parcelles cultivées de petites tailles (Fritz et al., 2015) et une grande diversité de pratiques culturales. Mais lorsque l'on veut conduire des études à l'échelle du paysage, que ce soit en géographie, agronomie ou socio-économie, nous nous trouvons alors confrontés à la problématique de la représentativité spatiale de notre échantillonnage afin de bien capter toute la complexité spatiale de ces systèmes. Par exemple pour récolter des informations sur l'occupation et l'utilisation du sol, des protocoles d'échantillonnages suivant le réseau routier ou suivant des transects sont souvent appliqués. Or ils ne sont pas forcément représentatifs du gradient des conditions environnementales et/ou de gestion, à la différence d'un échantillonnage aléatoire (Waldner et al., 2019). En écologie, la distribution des sites d'échantillonnage est bien souvent faite de façon aléatoire, à partir d'une stratification du paysage en unités spatiales de forme géométrique régulière (Soti et al., 2018). Or, ce maillage géométrique d'un paysage agricole, tout comme de tout espace géographique, bien que présentant un caractère pratique, ne représente aucune réalité biophysique. Ainsi, dans

le cadre de la thèse de **B.Ndao**, nous avons travaillé sur la mise en place d'une méthode de cartographie du gradient de diversité paysagère afin d'optimiser les stratégies d'échantillonnages spatiaux permettant de prendre en compte la variabilité spatiale de ces systèmes (**Ndao, 2022a**). Ces travaux ont été conduits dans les parcs à *F.albida* et à *Cordyla pinnata* du bassin arachidier sénégalais (zones d'environ 450-km²).

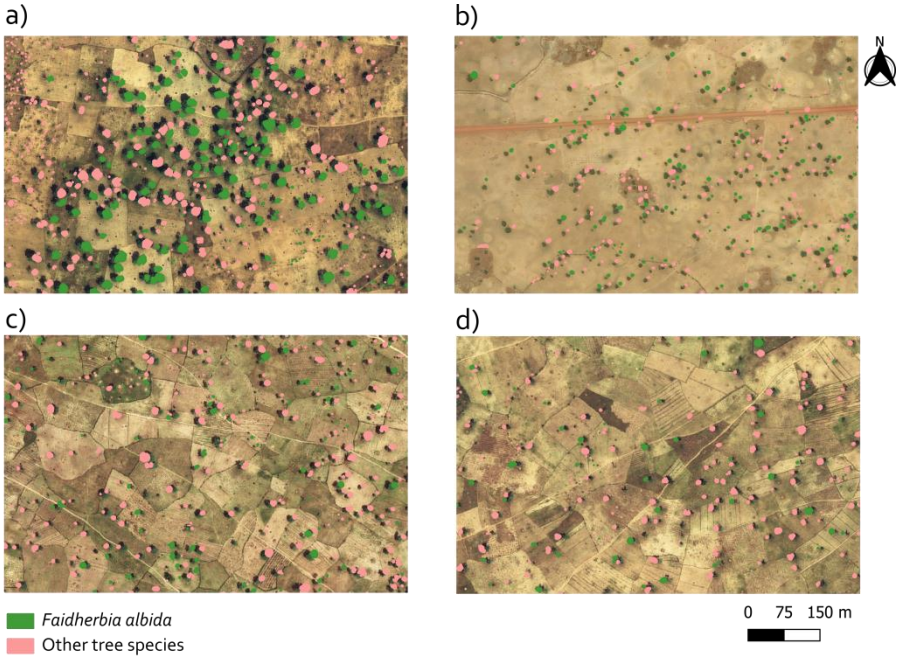


FIGURE 3. ILLUSTRATION D'UN GRADIENT DE DENSITE ET DIVERSITE DANS LE PARC A *F.ALBIDA* DU SENEGAL (LEROUX ET AL., 2022A)

UNE METHODE BASEE SUR LES CONNAISSANCES A PRIORI DU FONCTIONNEMENT DES SYSTEMES

Différentes approches ont été combinées, sur la base d'une connaissance *a priori* du fonctionnement et des caractéristiques de ces parcs agroforestiers, incluant des données de télédétection multisources, des méthodes de télédétection et d'analyses spatiales (Figure 4). Nous sommes partis de l'hypothèse que la structure et le fonctionnement des systèmes agroforestiers sont déterminés par les conditions environnementales et les activités humaines. Ainsi des parcs agroforestiers avec des couvertures végétales similaires en termes de composition et de structure vont présenter des signatures spectrales et temporelles similaires. Dans un premier temps la zone d'étude a donc été segmentée en unités de paysage agricole homogène en termes de conditions environnementales, de développement de la végétation et de pratiques agricoles, à partir d'une approche orientée-objet (Blaschke et al., 2014) sur une série temporelle d'images Sentinel-2. Six cent soixante-huit unités de paysages agroforestiers ont ainsi été délimitées (Figure 5A). Ces unités paysagères ont ensuite été classifiées à partir d'une méthode de classification ascendante hiérarchique sur composantes principales réalisée sur les valeurs médianes et écart-types de cinq variables déterminantes de la structure et du fonctionnement des paysages agroforestiers (i.e. la productivité de la végétation et sa dynamique temporelle, l'évapotranspiration réelle, la couverture ligneuse et le type de sol) calculées à l'échelle des segments. Cette classification a donc permis de stratifier la zone d'étude en 4 classes de paysages typiques en termes de composition, structure et dynamique paysagère (Figure 5B). Une analyse statistique descriptive a

ensuite permis de caractériser les quatre classes de paysage en fonction des variables de classification et de faire une première appréciation de la cohérence de la stratification (Figure 5C). *A posteriori* la classification, et donc la cohérence de la démarche, a été analysée au regard d'une carte d'occupation du sol et de métriques de paysages dérivées de cette carte (Figure 5D). Les ANOVA réalisées ont permis de montrer une hétérogénéité de composition avec l'indice de richesse des patches d'occupation du sol et une hétérogénéité dans la répartition spatiale des éléments du paysage, soit une hétérogénéité de structure, notamment au travers des indices de Simpson et Shannon (Shannon and Weaver, 1949; Simpson, 1949).

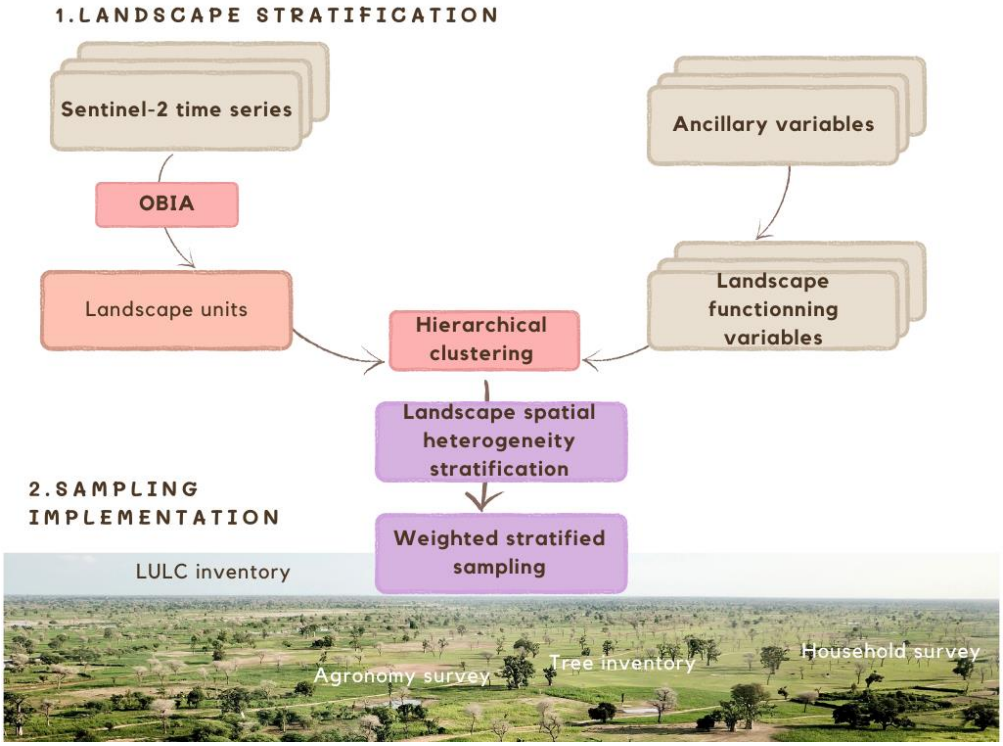


FIGURE 4. DONNEES UTILISEES ET METHODOLOGIE PROPOSEE AVEC (1) LA STRATIFICATION PAYSAGERE ET (2) L'ECHANTILLONNAGE STRATIFIE- OBIA = OBJECT-BASED IMAGE ANALYSIS. ADAPTE DE NDAO ET AL., 2021B.

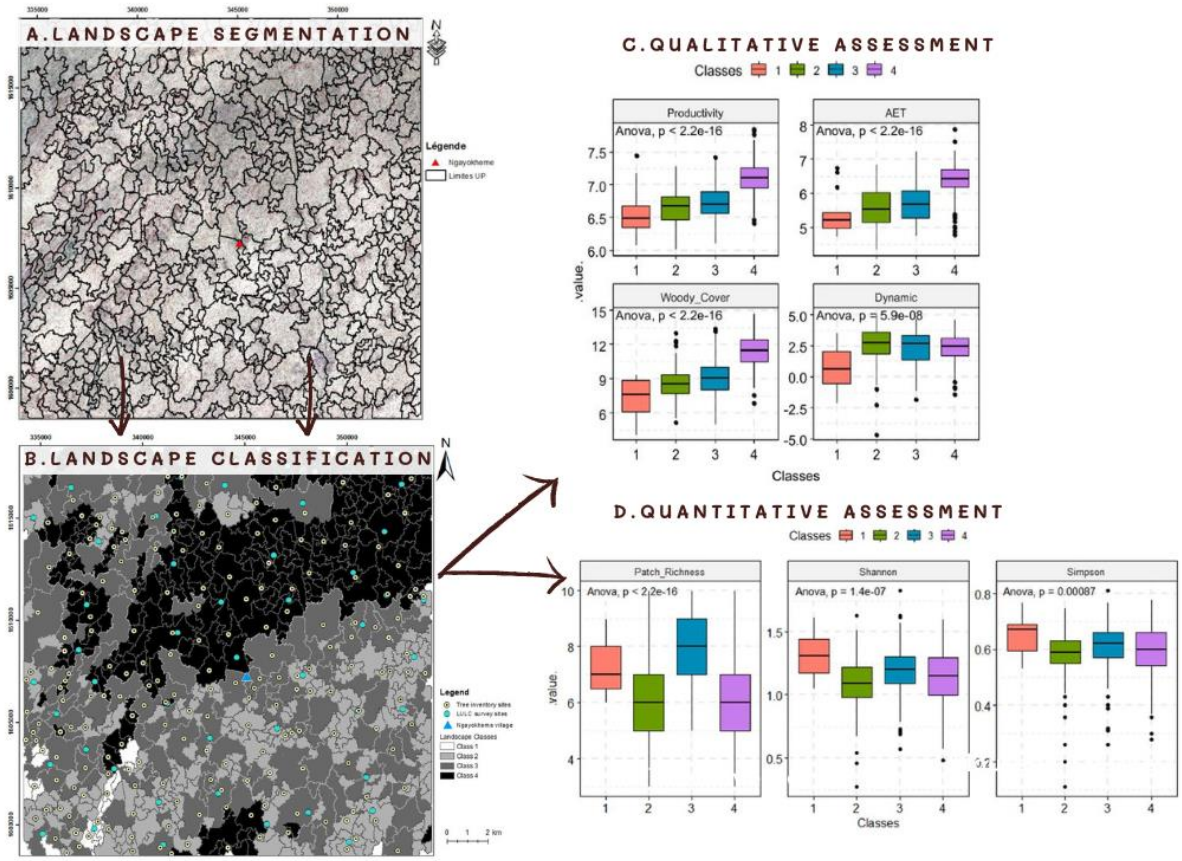


FIGURE 5. PRINCIPAUX RESULTATS DE LA STRATIFICATION PAYSAGERE AVEC A) LA SEGMENTATION PAYSAGERE, B) LA CLASSIFICATION, C) L'EVALUATION QUALITATIVE A PARTIR DES VARIABLES UTILISEES POUR LA CLASSIFICATION ET D) L'EVALUATION QUANTITATIVE A PARTIR DES METRIQUES DE PAYSAGE DERIVEES DE LA CARTE D'OCCUPATION DU SOL. ADAPTE DE NDAO ET AL., 2021B.

La méthode développée pour obtenir cette cartographie du gradient de diversité paysagère est simple et robuste dans le sens où elle ne se base que sur des données gratuites et sur une connaissance *a priori* du fonctionnement du système ciblé notamment pour le choix des variables à inclure dans l'étape de classification. Bien que simple, cette étape a néanmoins été fondamentale car elle a guidé l'acquisition de l'ensemble des données de terrain au cours de mes 5 années au Sénégal pour répondre aux objectifs des projets SIMCo, SERENA, LYSA et plus récemment RAMSES 2. La section suivante illustre les différentes applications de la méthode.

UTILISATION DE LA CARTOGRAPHIE DU GRADIENT POUR OPTIMISER LES PROTOCOLES D'ECHANTILLONNAGE : APPLICATION A DIFFERENTES THEMATIQUES

A partir de la cartographie du gradient de diversité paysagère, différents protocoles d'échantillonnages spatiaux ont été développés afin de collecter des informations de terrain représentatives de la forte variabilité spatiale caractéristique des systèmes agroforestiers, et ce pour répondre à différents objectifs.

Tout d'abord, revenons sur la démarche générale pour l'obtention des sites d'échantillonnage. Il s'agit, à partir de la cartographie du gradient de diversité paysagère, de définir un nombre de sites d'observation pour chaque classe de paysage (variant en fonction des thématiques). Dans

un second temps, pour chaque classe de paysage une classification ascendante hiérarchique des segments paysagers est réalisée afin de définir la répartition spatiale des sites d'observation à l'intérieur de la classe du paysage donné, et ce de façon pondérée entre les classes de paysage. Les mêmes valeurs des variables utilisées pour la stratification du paysage ont été utilisées pour cette seconde classification hiérarchique.

Ainsi cette approche a été utilisée dans le cadre du projet SERENA pour la collecte de données d'occupation et d'utilisation du sol dans la zone à parc à *Faidherbia albida* de Niakhar en 2018 et 2019, mais également dans la zone à parc à *Cordyla pinnata* pour ces deux mêmes années dans la région de Nioro du Rip. Il s'agit de 45 sites d'observation pour lesquels l'occupation du sol et l'utilisation du sol ont été inventoriées dans un rayon de 100-m autour du point d'observation (Tableau 7). Ces données d'occupation du sol ont été valorisées dans de la thèse de **B.Ndao**, notamment sur le volet caractérisation de la diversité paysagère des systèmes agroforestiers et sur la cartographie de ces systèmes (**Ndao et al., 2021b**). Elles ont également été utilisées pour la thèse de **J.E. Gobdjo** dans un exercice de cartographie de l'occupation du sol à partir de données satellitaires mutlisources et d'approche par deep learning à base de réseaux de neurones récurrents (**Gbodjo et al., 2020**). Enfin, j'ai également mobilisé ces données d'occupation du sol pour dériver des cartes d'occupation du sol sur les deux sites du projet SERENA (Niakhar et Nioro du Rip) afin de calculer des indicateurs de diversité paysagère et d'analyser le lien entre paysages et sécurité alimentaire (Leroux et al., 2022b). Ces cartes m'ont également permis d'extraire les surfaces en mil et d'ainsi spatialiser les rendements du mil (Leroux et al., 2020) et plus largement les indicateurs de services écosystémiques fournis par les parcs à *F.albida* dans la zone de Niakhar (Leroux et al., 2022a). Ces deux bases de données d'occupation du sol ont été intégrées à la base de données JECAM (Joint Experiment for Crop Assessment and Monitoring) mise en place au niveau du Cirad et couvrant 9 sites répartis sur 7 pays à travers les tropiques et ayant fait l'objet dans *data paper* dans la revue Earth System Science Data (Jolivot et al., 2021). Elles sont accessibles sur le Dataverse du Cirad (https://doi.org/10.18167/DVN1/P7OLAP).

Nous avons également mobilisé cette approche pour réaliser des inventaires de la ressource ligneuse en 2018 sur les deux sites du projet SERENA. Il s'agit de 213 sites d'observation pour lesquels tous les arbres dans un rayon de 100-m ont été géolocalisés et l'espèce référencée. Neuf mille deux cent cinquante-huit arbres sur la zone de Niakhar et 6613 sur la zone de Nioro ont été inventoriés (Tableau 7). Ces données ont permis d'analyser qualitativement la qualité de la cartographie du gradient de diversité paysagère en analysant notamment la diversité arborée en fonction des classes de paysages au travers de différents indices de diversité paysagère (**Ndao et al., 2021b**). Elles ont également été mobilisées par **B.Ndao** dans le second volet de sa thèse sur la cartographie de la diversité spécifique arborée à partir de modèle de distribution d'espèces (**Ndao et al., 2022**) ainsi que dans le cadre de la thèse de **Tingting Lu** (Université de Copenhague) pour mettre en place une cartographie du *F.albida* à l'échelle du Sénégal (**Lu et al., 2022**). Ces deux bases de données sont également accessibles sur le Dataverse du Cirad (https://doi.org/10.18167/DVN1/OAYDV3 et https://doi.org/10.18167/DVN1/RKZ5DN).

La cartographie du gradient de diversité paysagère a également été utilisée pour choisir les villages afin d'effectuer des enquêtes socio-économiques de ménage et de sécurité alimentaire.

Au total 19 villages ont été sélectionnés à Niakhar et 18 villages à Nioro (Figure 6) et 12 ménages ont été enquêtés par village (Tableau 7). Ces données ont permis d'analyser le lien entre diversité des paysages et sécurité alimentaire des ménages (Leroux et al., 2022b).

Enfin l'approche a également été utilisée pour sélectionner les parcelles de suivi agronomique pour les projets SERENA et RAMSES2. Pour SERENA, le même protocole que précédemment pour l'enquête de ménage a été utilisé, mais un sous-échantillonnage de 8 villages par zones et 5 ménages par village a été appliqué, résultant dans le suivi des rendements pour 40 parcelles par site en 2018 et 2019 (Tableau 7). Ces données ont été utilisées pour tous les travaux d'estimation des rendements par télédétection, notamment dans le cadre des travaux de thèse de **B.Ndao** et **J.E. Gbodjo** (**Gbodjo et al., 2021**), ainsi que dans mes travaux portant sur l'analyse de l'effet du *F.albida* sur les rendements (Leroux et al., 2020) et plus largement de la diversité paysagère sur la sécurité alimentaire des ménages (Leroux et al., 2022b). Lors du projet RAMSES 2, le choix des 5 sites pour le suivi des indicateurs de 11 services écosystémiques fournis par le parc à *F.albida* en 2019 a également été fait selon ce même protocole (Leroux et al., 2022a).

TABLEAU 7. INVENTAIRE DES DONNEES OBTENUES A PARTIR DES PROTOCOLES D'ECHANTILLONNAGE DERIVES DE LA CARTOGRAPHIE DU GRADIENT DE DIVERSITE PAYSAGERE.

Type	Année	Site	Nombre de sites échantillonnés	Nombre total de données collectées	Publications associées
Occupation et utilisation du sol	2018 et 2019	Niakhar	45	1403	Leroux et al., 2020 ; Leroux et al., 2022a ; Leroux et al., 2022b ; Jolivot et al., 2021 ; Ndao et al., 2021 ; Gbodjo et al., 2020
	2018	Nioro du Rip	45	457	Leroux et al., 2022b ; Jolivot et al., 2021
Inventaire arbres	2018	Niakhar	213	9258	Ndao et al., 2021 ; Ndao et al., 2022 ; Lu et al., 2022
	2018	Nioro du Rip	213	6613	Lu et al., 2022

Enquête socio-économique	2018	Niakhar	19	228	Leroux et al., 2022b
	2018	Nioro du Rip	18	216	Leroux et al., 2022b
Suivi des rendements	2018 et 2019	Niakhar	8	40	Leroux et al., 2020 ; Leroux et al., 2022b ; Gbodjo et al., 2021
	2018 et 2019	Nioro du Rip	8	40	Leroux et al., 2022b
Evaluation des services écosystémiques	2019	Niakhar	5	136	Leroux et al., 2022a

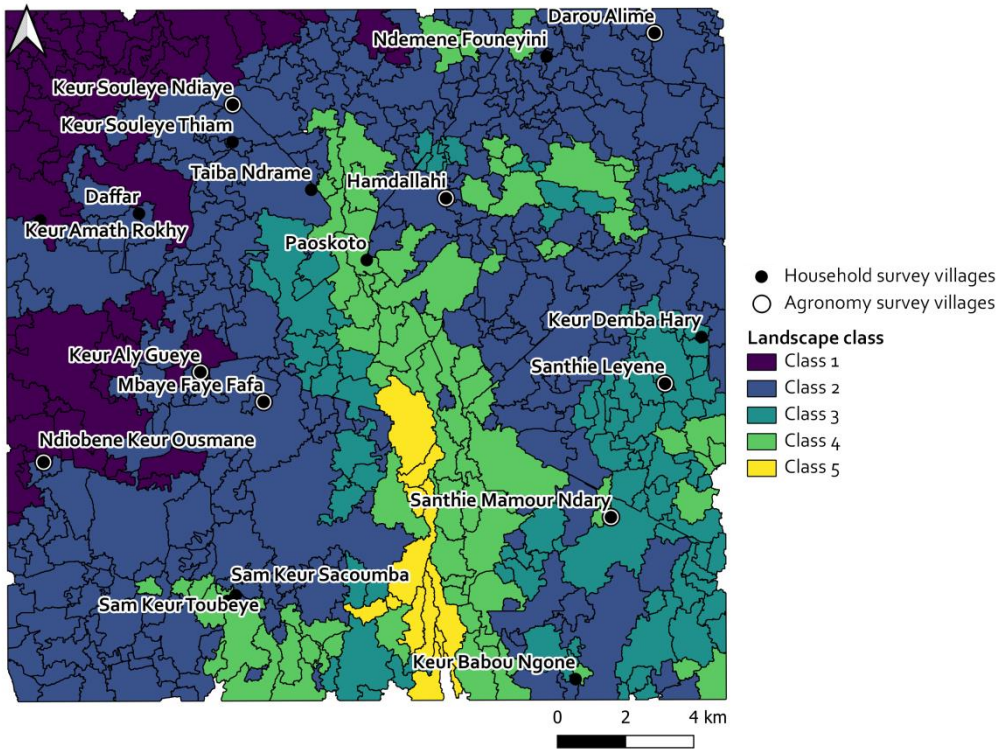


FIGURE 6. ILLUSTRATION DE LA CARTOGRAPHIE DU GRADIENT PAYSAGER SUR LE SITE DE NIORO DU RIP, ET DE LA LOCALISATION DES VILLAGES SELECTIONNES POUR LES ENQUETES DE MENAGES ET LES SUIVIS AGRONOMIQUES. ADAPTE DE LEROUX ET AL., 2022B.

Conclusion partielle

Considérant la relation étroite entre la structure et le fonctionnement des parcs agroforestiers et leurs conditions environnementales et anthropiques, nous avons proposé une approche originale pour élaborer des stratégies d'échantillonnage optimisé prenant en compte le gradient de diversité paysagère. L'originalité de cette stratégie d'échantillonnage développée par **B.Ndao** réside dans son caractère multidisciplinaire permettant d'optimiser la représentativité des échantillons de terrain pour l'étude des paysages complexes. Elle repose sur une combinaison de connaissances issues de l'écologie des paysages agroforestiers, de techniques de télédétection, d'analyses spatiales et d'analyses statistiques. L'étape fondamentale, mais qui peut paraître anodine, est l'étape de segmentation à partir d'une série temporelle d'indice de végétation, car la façon dont les systèmes répondent aux différentes contraintes environnementales ou anthropiques se reflète dans les couverts végétaux. Cette approche avait déjà été testée lors de la thèse de Béatriz Bellon (Bellón et al., 2017) pour la cartographie des systèmes agricoles au Brésil, et permet de délimiter des unités spatiales qui ont donc un sens d'un point de vue du fonctionnement des systèmes. C'est une approche à laquelle je crois particulièrement et qui a montré sa robustesse au cours des différents travaux menés au Sénégal sur les parcs agroforestiers. Il reste bien entendu à la tester dans différents contextes et pour d'autres thématiques. Dans le cadre de l'initiative OneCGIAR Excellence in Agronomy (EiA), pour laquelle je suis maintenant en affectation au Kenya, nous sommes en train de tester l'approche sur différents cas d'étude au Rwanda et au Kenya (système à base de pomme de terre), au Nigéria (système à base de maïs) et en Ethiopie (système d'altitude à base de blé) et en réponse à différentes problématiques (évaluation des écarts de rendements, évaluation de la réponse des rendements aux fertilisants minéraux, etc.). En particulier, l'approche va être testée à l'échelle nationale en Ethiopie dans la thèse d'**H.Gelagay** (**Gelagay et al., 2023, Submitted**)**,** et fera l'objet d'une validation approfondie à partir d'enquêtes réalisées sur près de 4000 ménages.

Cartographier l'utilisation du sol en petite agriculture familiale africaine : les opportunites offertes par les nouvelles donnees et/ou approches

La cartographie de l'utilisation du sol, et plus largement de l'occupation du sol, est une étape essentielle pour évaluer les performances agronomiques et environnementales des systèmes de culture et au-delà pour évaluer les progrès faits en matière d'atteinte des objectifs de sécurité alimentaire, de gestion durable des ressources ou d'atténuation/adaptation au changement climatique (Potapov et al., 2022). La cartographie du domaine cultivé, voire des types de culture, est nécessaire pour l'évaluation spatialisée des rendements, mais également, lorsque faite avec une répétitivité temporelle, pour évaluer l'extension du domaine cultivé ou la détection des changements de pratiques. De ces informations sur l'occupation du sol et son utilisation, des indices de paysages peuvent également être dérivés pour quantifier et analyser la façon dont l'environnement et sa structuration peuvent impacter un certain nombre de processus comme la régulation naturelle des bioagresseurs (Soti et al., 2019) ou la biodiversité animale (Sirami et al., 2019). Les données d'observation de la Terre, fournissant des informations objectives, fréquentes et homogènes sur la couverture terrestre, sont donc un moyen rapide et efficace de dériver des informations sur le domaine cultivé. De nombreux produits globaux permettant de caractériser

l'occupation du sol à large échelle, et donc le domaine cultivé, ont été développés depuis le début des années 2000, et avec une précision grandissante avec l'amélioration de la résolution spatiale des données utilisées en entrée (e.g. Bontemps et al., 2010; Brown et al., 2022; Friedl et al., 2002; Latham et al., 2014; Xiong et al., 2017b; Zanaga et al., 2022). Cependant, la comparaison de ces différents produits montre de nombreuses différences (Fritz et al., 2011), en particulier pour la cartographie des surfaces cultivées en agriculture familiale en Afrique sub-Saharienne (Lambert et al., 2016; Samasse et al., 2018) (Figure 7A). Dans une étude menée au cours de ma thèse, j'ai notamment montré que la précision du produit MODIS Land Cover pour la cartographie du domaine cultivé était étroitement dépendante, et inversement proportionnelle, à la grande fragmentation et hétérogénéité des paysages agricoles africains (Leroux et al., 2014). Un peu plus tard, Marie-Julie Lambert a fait le même constat pour un produit de cartographie du domaine cultivé qu'elle avait dérivé à partir de données PROBA-V (Lambert et al., 2016) (Figure 7B & C). La résolution spatiale des données en entrée, la définition de la nomenclature, la faible disponibilité de données d'observation pour l'entrainement des algorithmes de classification sur ces zones, ainsi que leur manque de représentativité de l'hétérogénéité des paysages agricoles sont autant de raisons expliquant les faibles performances des produits globaux pour la cartographie de l'utilisation du sol en contexte d'agriculture familiale africaine. Cependant, la télédétection, ainsi que les moyens analytiques associés, sont en constante évolution, et ainsi depuis ma thèse le « paysage » a considérablement évolué, nous plaçant maintenant dans l'ère du big data, des plateformes de cloud computing et de la mise à disposition de données à haute résolution spatiale et temporelle gratuites comme Sentinel-2, rebattant alors les cartes de la cartographie de l'utilisation du sol dans le cas des paysages complexes. Ainsi dans le cadre des travaux des thèses de **B.Ndao** (**Ndao et al., 2021b, 2022**), **J.E. Gbodjo** (**Gbodjo et al., 2020**) et **E.Castro Alvarado** (**Castro Alvarado et al., 2023**) nous avons exploré les opportunités offertes par les nouvelles données d'observation de la Terre et/ou approches pour la cartographie de l'utilisation du sol en contexte de petite agriculture familiale, au Sénégal et au Burkina Faso.

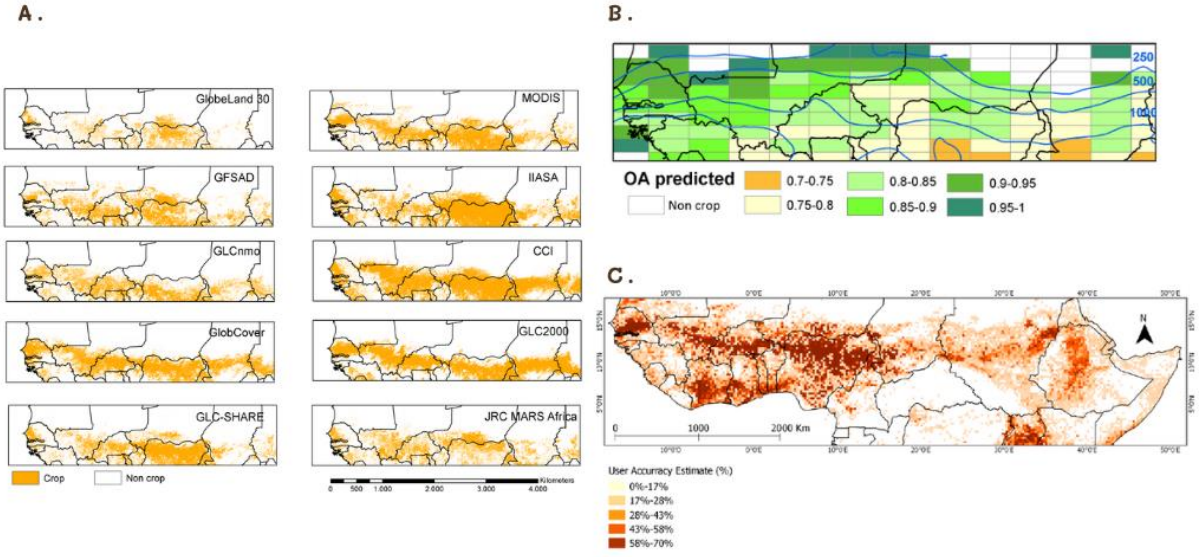


FIGURE 7. ILLUSTRATION DE LA VARIABILITE DU DOMAINE CULTIVE POUR DIFFERENTS PRODUITS GLOBAUX. A) COMPARAISON DE LA LOCALISATION DU DOMAINE CULTIVE POUR 10 PRODUITS GLOBAUX (LAMBERT ET AL., 2016). B) EVALUATION DE LA

PRECISION GLOBALE DU PRODUIT PROBA-V DEVELOPPE PAR (LAMBERT ET AL., 2016). C) EVALUATION DE LA PRECISION UTILISATEUR DU PRODUIT MODIS LAND COVER POUR LA CARTOGRAPHIE DU DOMAINE CULTIVE (LEROUX ET AL., 2014).

CARTOGRAPHIER L'UTILISATION DU SOL DANS LES SYSTEMES AGROFORESTIERS AU SENEGAL

Les images optiques de télédétection à haute résolution spatiale et temporelle de type Sentinel-2 (entre 10-m et 60-m selon les bandes, acquisition tous les 5 jours) ou PlanetScope (3-m, tous les 3 jours à inférieur) sont particulièrement adaptées à la cartographie de l'utilisation du sol pour des systèmes complexes comme les systèmes agroforestiers caractérisés par une forte variabilité intra-parcellaire induite par la présence des arbres, et inter-parcellaire induite par la variabilité des pratiques et la petite taille des parcelles (inférieur à 1-ha ; Fritz et al., 2015). Les images radar de type Sentinel-1 permettent également de compléter les images optiques lorsque la couverture nuageuse est trop importante, ce qui est le cas en Afrique de l'Ouest puisque il a été estimé que la probabilité d'avoir des acquisitions optiques dégagées au moment du pic de la saison agricole était inférieure à 30% (Whitcraft et al., 2015) (Figure 8). Pour la classification de l'occupation du sol, deux approches sont employées. La première approche est orientée pixels et consiste à grouper au sein d'une même classe les pixels de l'image ayant des propriétés spectrales, texturales ou contextuelles comparables. Plus récemment, et notamment avec la démocratisation de l'accès à des images à très haute résolution spatiale, les classifications orientées objets (Blaschke et al., 2014) ont également fait leur apparition. Les objets représentent alors des groupes de pixels radiométriquement homogènes, extraits avant le processus de classification au moyen d'un algorithme de segmentation. Les deux approches ont été testées lors des différents travaux menés au Sénégal.

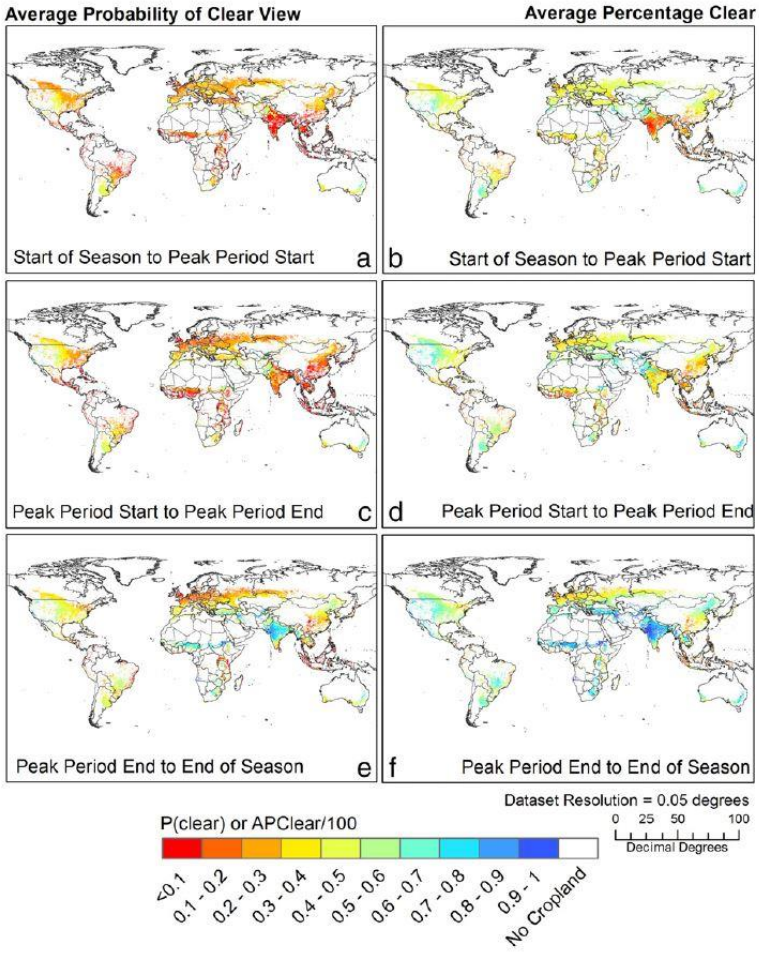


FIGURE 8. PROBABILITE D'AVOIR UN CIEL DEGAGE AU COURS DE LA SAISON CULTURALE (WHITCRAFT ET AL., 2015).

UTILISATION DE LA CHAINE DE TRAITEMENT MORINGA AVEC PLANETSCOPE ET SENTINEL-2

L'UMR TETIS du Cirad a développé ces dernières années une chaîne de traitement automatique et opérationnelle d'images satellitaires pour la cartographie de l'occupation du sol appelée MORINGA (Gaetano et al., 2019; https://gitlab.irstea.fr/raffaele.gaetano/moringa). Cette chaîne a été développée pour prendre en compte les spécificités de l'agriculture familiale tropicale et mobilise conjointement de l'imagerie à très haute résolution spatiale (THRS, types Pléiades) et de l'imagerie à haute résolution spatiale (HRS) comme Sentinel-2, et est basée sur une approche supervisée (Random Forest) de classification orientée objet. En particulier, les adaptations faites pour répondre aux spécificités de l'agriculture familiale sont (1) un « gap filling » adapté des séries temporelles optiques afin de limiter les problèmes de couverture nuageuse, (2) un co-alignement précis des différents jeu de données multisources et (3) la génération d'un échantillonnage d'apprentissage basé sur l'intersection entre les objets issus de la segmentation et les polygones issus de la base de données d'entraînement et ce afin de palier à la faible quantité de données de terrain souvent observée sur ces zones, et de mieux capter la variabilité inter et intra-parcelle. MORINGA a été principalement développée sur un site au Burkina Faso. Pour la thèse de **B.Ndao** nous avons donc testé les potentialités de la chaîne de traitement pour le parc arboré à *F.albida* en 2018 et 2019 (Figure 9; **Ndao et al., 2021b**). Pour ce faire, des images PlanetScope (3-m de résolution spatiale) au pic de la saison des cultures ont été utilisées comme données THRS, et une

série temporelle Sentinel-2 a été utilisée comme image HRS. Notre intérêt se portant aussi sur les arbres, les cartes d'occupation du sol obtenues par MORINGA ont été couplées à une carte de la végétation ligneuse obtenue à partir du seuillage sur les valeurs de NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) d'une image Pléaides acquise en fin de saison sèche. En 2018 (2019), toutes les classes ont été relativement bien classifiées, avec respectivement des précisions allant de 73% à 98% (63% à 96%), dont 79% (77%) pour les classes de céréales et 80% (65%) pour les légumineuses, et une précision globale de 86% (80%) et un indice Kappa de 0.83 (0.74). Ces résultats encourageant sur notre zone d'étude ont montré la pertinence de l'approche multisource développée dans MORINGA, pour la cartographie des paysages agricoles complexes. Ces cartes d'occupation du sol ont par la suite été utilisées pour dériver des métriques de paysages et ainsi étudier les liens entre diversité des paysages et sécurité alimentaire (Leroux et al., 2022b), ou encore pour spatialiser les rendements du mil (Leroux et al., 2020).

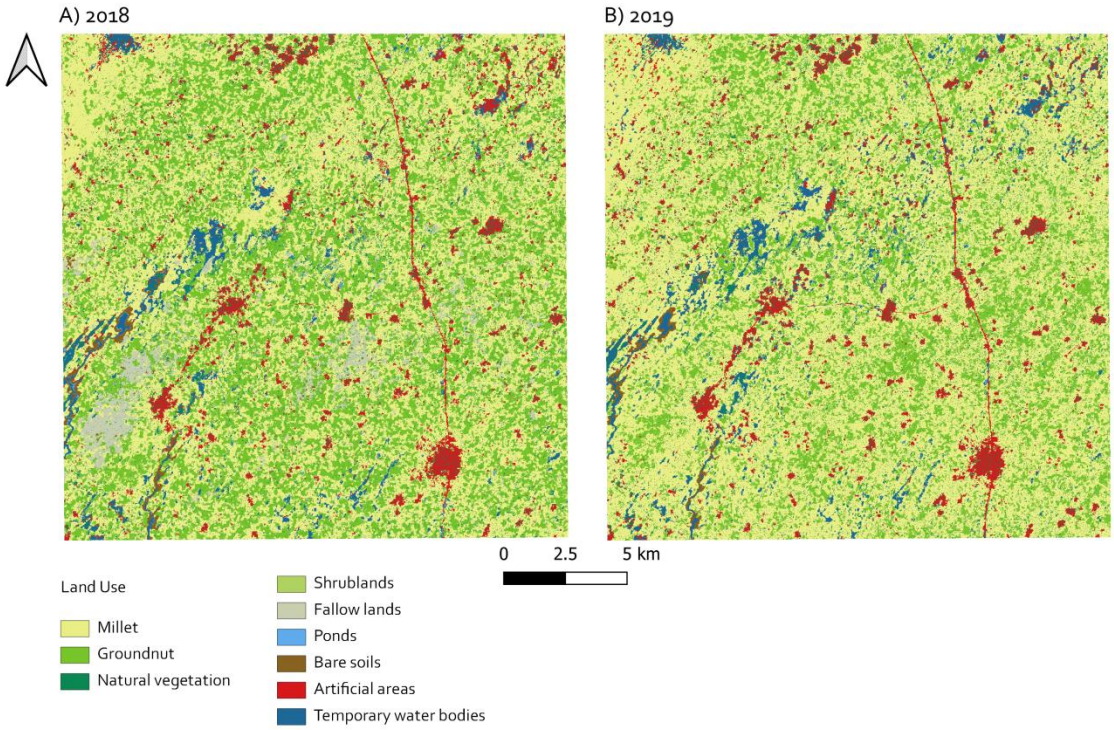


FIGURE 9. CARTOGRAPHIE DE L'UTILISATION DU SOL EN 2018 (A) ET 2019 (B) SUR LA ZONE DE NIAKHAR AU SENEGAL. ADAPTE DE NDAO ET AL., 2021B.

UTILISATION DE GOOGLE EARTH ENGINE ET SENTINEL-2

Parmi les changements majeurs de ces dernières années dans le paysage de la cartographie à grande échelle, il faut souligner la place grandissante prise par les plateformes « dans le cloud » d'accès et d'analyses aux données d'observation de la Terre (« cloud-based earth observation systems »). En effet l'arrivée de données gratuites à haute résolution spatiale comme celles de la constellation Sentinel à l'échelle de la planète, et qui viennent s'ajouter aux archives des données à moyenne/basse résolution spatiale, et la démocratisation des approches par machine learning/deep learning, ouvrent certes de nouvelles opportunités pour le suivi de la surface terrestre, mais demande des capacités de calcul et de stockage de plus en plus importantes, que

nos ordinateurs de bureau, même boostés, ne parviennent pas à atteindre. Parmi ces plateformes nous pouvons citer Amazon Web Services (HTTPS://AWS.AMAZON.COM/FR/), Microsoft Azure (HTTPS://AZURE.MICROSOFT.COM/), Digital Earth Africa Sandbox (HTTPS://SANDBOX.DIGITALEARTH.AFRICA/) et des applications dérivées comme SEPAL (System for Earth Observation Data Access, Processing and Analysis for Land Monitoring ; HTTPS://SEPAL.IO/). Parmi ces plateformes, Google Earth Engine (GEE) est sans aucun doute la plateforme qui a attiré le plus l'attention ces dernières années en matière de traitements et d'analyses de données d'observation de la Terre. C'est une plateforme gratuite permettant le traitement parallélisé de données géospatiales en utilisant la puissance de calcul de Google (Gorelick et al., 2017). Ainsi un certain nombre d'études a fleuri sur la cartographie du domaine cultivé en Afrique, voir des types de cultures, basées sur Google Earth Engine (e.g. Jin et al., 2019; Samasse et al., 2018; Xiong et al., 2017b, 2017a). Lors de l'étude que j'ai menée lors du projet RAMSES 2 sur la cartographie des services écosystémiques dans le parc à *F.albida* (Leroux et al., 2022a), nous avions besoin d'une carte d'utilisation du sol de 2019 afin de nous focaliser spécifiquement sur le mil. A ce moment-là, **B. Ndao** n'avait pas encore produit sa carte de 2019 à partir de la chaîne MORINGA. J'ai donc décidé de tester Google Earth Engine. La classification a été réalisée à partir d'une série temporelle d'images Sentinel-2 au cours de la saison culturale 2019 et de la base de données de terrain récoltée par **B.Ndao** (Jolivot et al., 2021). Compte tenu de la mixité du signal Sentinel-2 due à la forte variabilité inter et intra-parcelles entre autre, j'ai adopté une démarche de classification hiérarchique, qui a consisté en 4 étapes (Figure 10): 1) classification du domaine cultivé/non cultivé ; 2) pour le domaine cultivé, classification par type de culture (e.g. céréales, légumineuses) ; 3) pour le domaine non-cultivé, classification des principales classes d'occupation du sol et 4) fusion des cartes obtenues aux étapes 2 et 3. A chaque étape, deux algorithmes ont été calibrés (approche par validation croisée), CART et Random Forest, et l'algorithme avec la meilleure précision a été retenu. La cartographie finale a fait l'objet d'une validation externe et la précision globale obtenue est de 90% (Kappa 0.87) et un F1-Score pour les céréales de 89%. Cette approche n'a pas fait l'objet d'une valorisation scientifique en particulier, hormis les quelques lignes écrites dans Leroux et al. (2022), simplement car cela n'était pas la vocation première de l'exercice. En revanche, les résultats prometteurs obtenus montrent effectivement tout le potentiel de GEE pour obtenir une cartographie rapide de l'occupation du sol, et ce même pour des paysages agricoles complexes. J'ai ensuite adapté la chaîne de traitements développée sous GEE pour produire des cartes d'occupation du sol à l'échelle de 3 départements sénégalais (Niayes, Nioro du Rip et Koussanar) dans le cadre du projet DeSIRA FAIR-SAHEL. Ces cartes ont servi de « baseline » pour les diagnostiques territoriaux menés afin de comprendre les innovations techniques déjà en place sur les sites du projet.

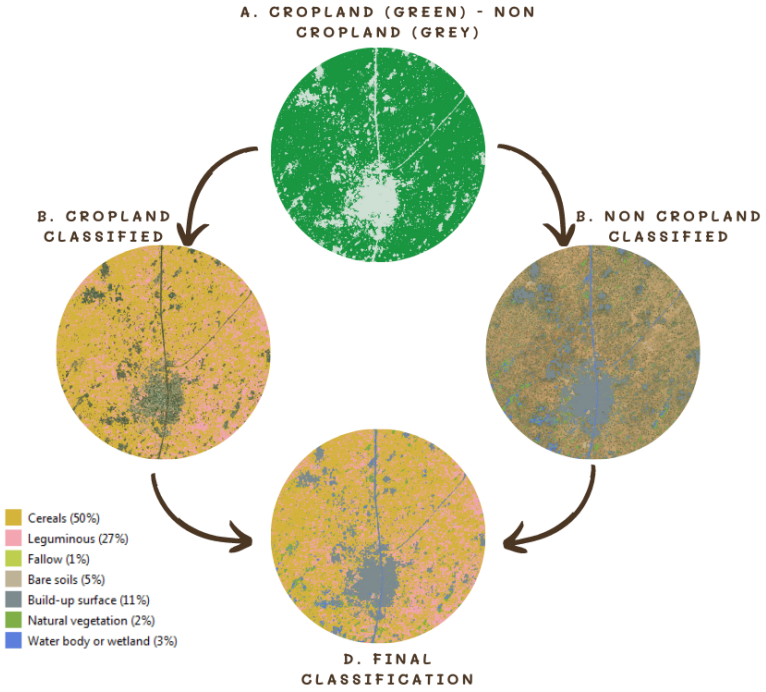


FIGURE 10. ILLUSTRATION DES 4 ETAPES MISE EN PLACE POUR LA CARTOGRAPHIE HIERARCHIQUE DE L'UTILISATION DU SOL SOUS GOOGLE EARTH ENGINE.

QUELLES PERSPECTIVES POUR LES APPROCHES DE DEEP LEARNING ?

En 2015 dans une interview pour le journal *Le Monde*, Yann LeCun, Directeur du laboratoire de recherche d'intelligence artificielle chez Facebook disait : « Je n'ai jamais vu une révolution aussi rapide. On est passé d'un système un peu obscur à un système utilisé par des millions de personnes en seulement deux ans. [···] La technologie du deep learning apprend à représenter le monde. C'est-à-dire comment la machine va représenter la parole ou l'image par exemple »1. S'il y a une technologie qui a pris considérablement de l'ampleur ces dernières années dans le domaine de la télédétection et du traitement d'images c'est bien le deep learning, et ce de façon concomitante avec l'arrivée de données multisources massives et gratuites pour lesquelles il fallait bien trouver une façon d'en tirer le meilleur parti. Quand j'ai commencé ma thèse à la toute fin 2012, nous n'entendions que très peu parler du deep learning dans le domaine de la télédétection appliquée. Quand j'ai pris mon poste en fin 2015, c'était omniprésent. Suite au succès du deep learning dans les domaines de la vision par ordinateur ou du traitement automatique du langage, cette technologie s'est rapidement répandue dans le domaine de la télédétection appliquée, notamment à l'agriculture, avec des applications en classification de l'occupation du sol (Ienco et al., 2020; Kussul et al., 2017; Pelletier et al., 2019). La force des techniques de deep learning réside dans leur capacité à « découvrir » automatiquement des caractéristiques optimisées pour des tâches d'apprentissage spécifique. Jusqu'à présent la cartographie de l'utilisation du sol en agriculture familiale africaine se heurtait à des verrous méthodologiques et techniques, dus notamment à la faible probabilité d'avoir des images sans nuage en période de culture, la petite

1 https://www.lemonde.fr/pixels/article/2015/07/24/comment-le-deep-learning-revolutionne-l-intelligence-artificielle_4695929_4408996.html

taille du parcellaire, la grande hétérogénéité des pratiques culturales. Et si les techniques d'apprentissage profond combinées avec les nouvelles données multisources permettaient de résoudre une partie de nos difficultés ? C'est ainsi qu'avec Dino Ienco informaticien à l'UMR TETIS à l'INRAE, nous avons proposé un sujet de thèse à l'Institut Convergences Agriculture Numérique (#DigitAg), afin de tester les potentialités des techniques d'apprentissage profond pour le suivi de l'agriculture. C'est ainsi que **J.E. Gbodjo** a travaillé sur ces questions pendant 3 ans. **J.E. Gbodjo** a proposé une méthode permettant de prendre en considération les connaissances spécifiques sur les classes d'utilisation du sol dans le processus de classification, et notamment l'organisation hiérarchisée des classes d'utilisation du sol en considérant des relations de classes à sous-classes (**Gbodjo et al., 2020,** FIGURE 11). Pour se faire, **J.E.Gbodjo** a proposé HOb2sRNN2 (Hierarchical Object based two-Stream Recurrent Neural Network), une méthode de classification orientée-objet basée sur des séries temporelles radar Sentinel-1 et optique Sentinel-2, et incorporant des connaissances sur l'organisation des classes d'utilisation du sol. HOb2sRNN est basée sur des réseaux de neurones récurrents (RNN) qui ont la capacité d'analyser les dépendances au sein de données séquentielles comme les séries temporelles. L'architecture du modèle repose sur 2 branches, une par source de données, qui chacune se décompose en 2 parties : (1) l'analyse des séries temporelles à travers une extension de la cellule GRU (Gated Recurrent Unit), appelée FCGRU, afin de mieux tenir compte des spécificités des séries temporelles d'images satellitaires et (2) la combinaison multi-temporelle des sorties intermédiaires de la cellule FCGRU par le biais d'un mécanisme d'attention modifié afin d'extraire des caractéristiques par source (FIGURE 11B). Par ailleurs, une stratégie de pré-entraînement est également proposée pour accompagner le modèle dans la prise en compte des relations hiérarchiques existantes entre classes d'utilisation du sol. Celle-ci consiste à répéter l'apprentissage du modèle pour chaque niveau de l'organisation hiérarchique des classes d'utilisation du sol, du plus général au plus spécifique. L'apprentissage du modèle est donc initialisé au niveau le plus élevé de la nomenclature, puis se poursuit au niveau suivant en réutilisant les paramètres appris précédemment pour l'ensemble de l'architecture ceci permettant au modèle de se focaliser en premier sur des problèmes de classification avec un haut niveau d'abstraction et progressivement, de s'adapter à des tâches de classification de complexité croissante. HOb2sRNN a été testée et évaluée sur le site de Niakhar au Sénégal en utilisant comme données d'apprentissage les données collectées par **B.Ndao** en 2018 (**Ndao et al., 2021b**). La méthode a également été confrontée à 5 autres algorithmes de classification couramment utilisés dans la littérature. Nous avons montré que la méthode permettait d'obtenir de très bon résultats pour la classification de l'utilisation du sol au Sénégal (F1-Score = 90.78, Kappa = 0.88, précision globale = 90.78%), qui sont légèrement supérieurs (mais non significativement) par rapport aux autres algorithmes testés (précision globale entre 85% et 90.07%) (**Gbodjo et al., 2020**). La thèse de **J.E. Gbodjo** a donc permis de mettre en évidence que les approches par deep learning étaient performantes pour la cartographie de l'utilisation du sol en paysage agricole complexe. Cependant leur plus-value par rapport à des approches classiques et plus rapides à mettre en œuvre restent encore à démontrer.

2 https://github.com/eudesyawog/HOb2sRNN

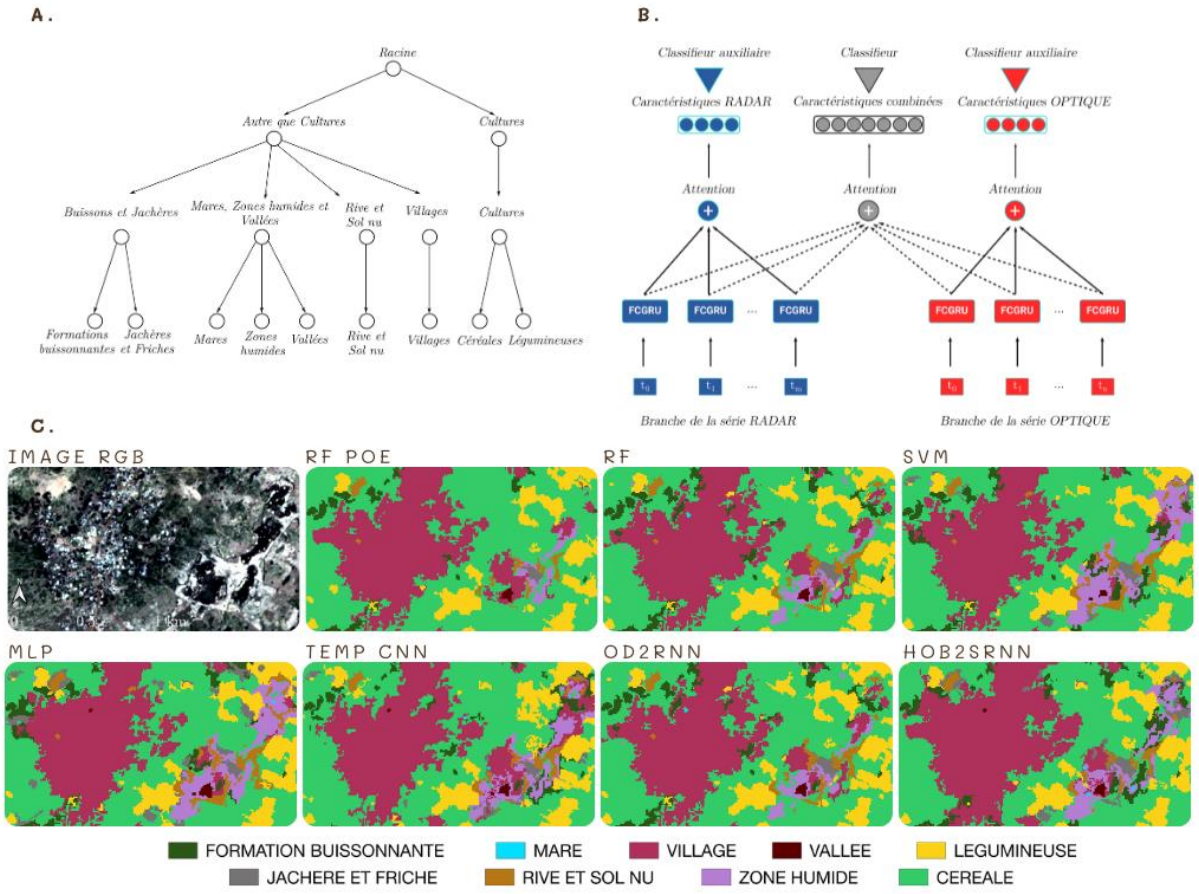


FIGURE 11. CARTOGRAPHIE DE L'UTILISATION DU SOL AU SENEGAL PAR APPROCHE DE DEEP LEARNING. A) ILLUSTRATION DE L'ORGANISATION HIERARCHIQUE DES CLASSES D'UTILISATION DU SOL UTILISEE POUR LE PRE-ENTRAINEMENT DU MODELE. B) APERCU DE L'ARCHITECTURE DE LA METHODE HOB2SRNN. C) ILLUSTRATION DES RESULTATS CARTOGRAPHIQUES OBTENUS SUR UNE SOUS ZONE DU SITE DU SENEGAL POUR LA METHODE HOB2SRNN ET COMPARAISON AVEC 5 AUTRES ALGORITHMES DE CLASSIFICATION (RF_{POE}, RF, SVM, MLP, TEMPCNN ET OD2RNN). ADAPTE DE **GBODJO ET AL. (2020)**.

LE CAS SPECIFIQUE DES TERRES AGRICOLES NON-ACTIVES (JACHERE) AU BURKINA FASO

En 2020, l'équipe de Rasmus Fensholt du département de géosciences et gestion des ressources naturelles de l'Université de Copenhague a publié une étude intitulée « The forgotten land use class: Mapping of fallow fields across the Sahel using Sentinel-2 » (Tong et al., 2020). En effet, une classe d'utilisation du sol grande oubliée de la plupart des produits d'occupation/utilisation du sol à grande échelle, est la classe des jachères. Cependant la localisation et la quantification des terres agricoles actives ou non actives (i.e. les jachères) est nécessaire pour évaluer le potentiel de production des systèmes de culture en place mais également la durabilité de ces systèmes. Une jachère se définit comme étant une portion de terre agricole qui n'est pas cultivée pendant une à deux années, voire jusqu'à 5 ans. Par conséquent, à la différence des autres classes d'utilisation du sol, elle se définit par un état passé (en culture), actuel (non cultivé) et futur (remise en culture). Cela signifie que pour pouvoir cartographier les terres agricoles non-actives il faut nécessairement avoir une base de données de terrain pluri-annuelle pour pouvoir capter cette caractéristique temporelle des jachères. Si la composante temporelle est bien prise en compte dans les travaux récents de cartographie des jachères en Afrique (Rufin et al., 2022; Tong et al., 2020), la principale contrainte réside dans la disponibilité d'une base de données terrain pluri-

annuelle sur les jachères. Ces dernières études reposent sur des bases de données « photo-interprétées » avec toutes les difficultés que l'on connait pour identifier une jachère visuellement. Au sein de la base de données JECAM (Jolivot et al., 2021), nous disposons d'un jeu de données continues sur le site de Koumbia au Burkina Faso, et ce depuis 2013, la première campagne de terrain ayant été réalisée au cours de ma thèse. Ainsi dans le cadre de la thèse d'**Enzo Castro Alvarado**, nous avons proposé de travailler sur la cartographie des jachères et avons en particulier émis l'hypothèse qu'une terre agricole non active, lorsqu'analysée sur plusieurs saisons culturales, se caractérise par une transition entre un état de végétation « gérée » (c'est-à-dire lorsqu'une activité culturale est en cours) et un état où la végétation n'est pas « gérée » ce qui peut se produire aussi bien pour de la végétation naturelle que pour des terres agricoles non actives (**Castro Alvarado et al., 2023**). Ainsi en mobilisant des séries temporelles pluri-annuelles Sentinel-2 combinées avec des données de précipitations CHIRPS, **E.Castro Alvarado** a dans un premier temps généré des cartes annuelles d'utilisation du sol pour 4 classes (géré, non-géré, sempervirent et non végétalisé) afin de détecter les terres agricoles actives pour chaque année. Dans un second temps, l'ensemble des cartes annuelles sont analysées afin de déterminer les terres agricoles non-actives en analysant les transitions d'une année à l'autre (Figure 12). Nous avons pu cartographier les terres agricoles non-actives avec un F1-Score variant de 0.75 à 0.92 et déterminer que ces dernières représentaient entre 7% et 14% des terres agricoles en fonction des années.

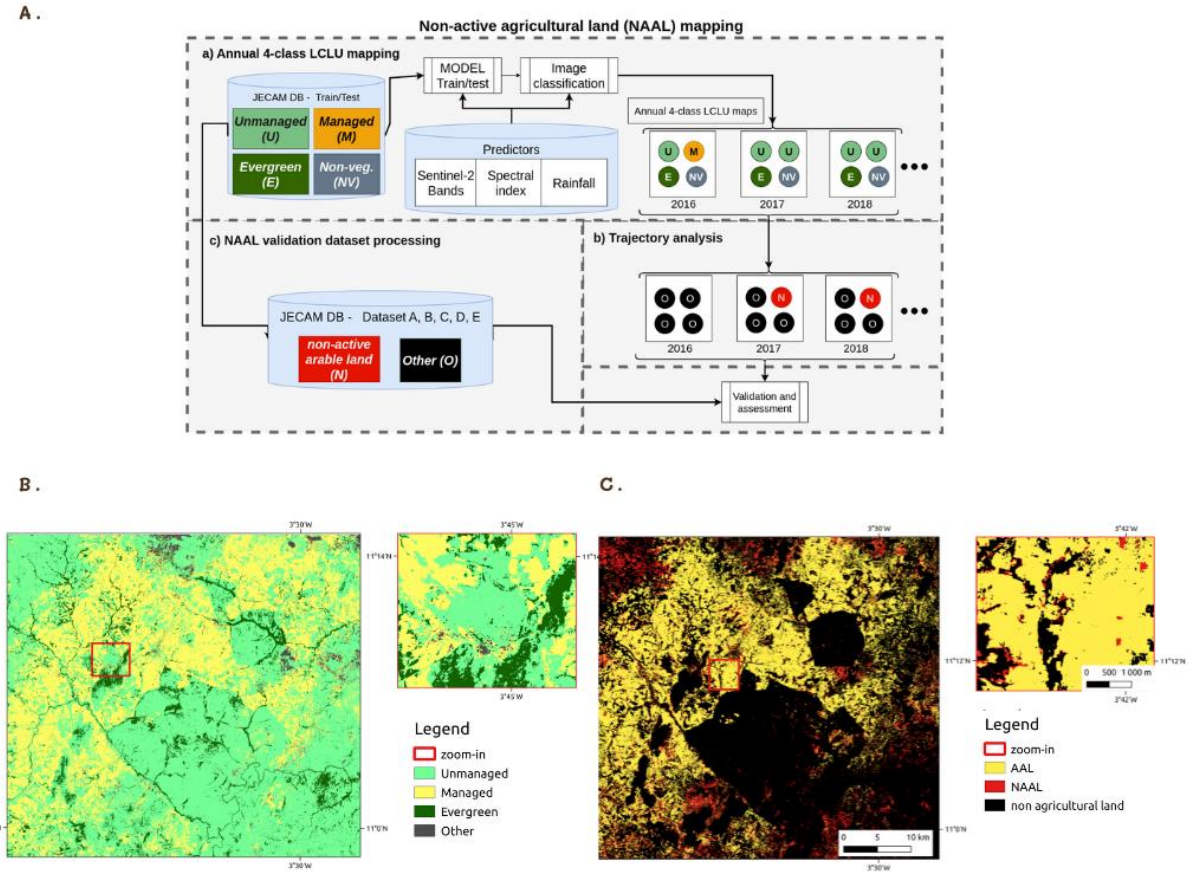


FIGURE 12. CARTOGRAPHIE DES TERRES AGRICOLES NON ACTIVES AU BURKINA FASO. A) DEMARCHE METHODOLOGIQUE GENERALE. B) EXEMPLE DE LA CARTOGRAPHIE ANNUELLE EN 4 CLASSES D'UTILISATION DU SOL EN 2017. C) EXEMPLE DE LA CARTOGRAPHIE DES TERRES AGRICOLES NON ACTIVES EN 2017. ADAPTE DE **CASTRO ALVARADO ET AL. (2023)**.

CONCLUSION PARTIELLE

La cartographie de l'utilisation du sol, et en particulier des surfaces cultivées, est une information de base pour la plupart des études liées à l'évaluation des performances des systèmes de cultures dès que l'on a pour objectif d'y apporter une dimension paysagère et sortir de la parcelle cultivée. Les besoins sont grands, et les techniques et données satellitaires nécessaires pour répondre à ces besoins sont maintenant disponibles et ouvrent de nouvelles perspectives. Lors des travaux de thèse de **B.Ndao**, **E.Castro Alvarado** et **J.E. Gbodjo** ainsi que de mes travaux, nous avons testé un large éventail (mais non exhaustif) de ces nouveautés et avons montré tout leur potentiel pour la cartographie de l'utilisation du sol, et notamment du domaine cultivé, pour des paysages agricoles complexes. Je retiendrais de ces différentes expérimentations trois choses. Tout d'abord, à l'heure où le monde de la recherche est chamboulé par l'arrivée de ChatGPT, je pense qu'il y a encore un peu de chemin avant que l'intelligence artificielle et en particulier le deep learning révolutionne la cartographie de l'utilisation du sol en petite agriculture familiale. Si les performances que l'on a obtenues sont tout à fait honorables, elles restent comparables à celles obtenues par des approches de machine learning comme Random Forest, qui elles sont beaucoup plus rapides de mise en œuvre. Ensuite, pour des paysages agricoles complexes, spatialement mais également temporellement du fait de la mixité des pratiques, nous avons vu

que l'incorporation de connaissances expertes sur le fonctionnement de ces paysages, que ce soit dans la stratégie d'apprentissage (**Castro Alvarado et al., 2023; Gbodjo et al., 2020**) ou dans l'adaptation des chaînes de traitement (**Ndao et al., 2021b**), reste un point fondamental pour permettre une cartographie précise de l'utilisation du sol. L'acquisition de ces connaissances nécessite en premier lieu d'aller sur le terrain pour percevoir toute cette complexité. En tant que chercheur.e.s Cirad, nous avons cette chance, et ce très gros avantage par rapport aux grands laboratoires du Nord travaillant actuellement sur la cartographie de l'utilisation du sol à grande échelle, d'être profondément ancré.e.s au terrain. A l'heure où j'écris ces lignes, le projet WorldCereal de l'ESA (European Space Agency) vient de lancer son premier produit de cartographie saisonnière des surfaces cultivées en céréales à 10-m[3]. Une inspection rapide sur le Sénégal montre que si la localisation des « temporary crops » est assez cohérente, en revanche la cartographie des surfaces en maïs ou des terres agricoles actives l'est un peu moins. Cela m'amène à mon troisième et dernier point, pour développer leur produit, l'équipe du projet WorldCereal a compilé de nombreuses bases de données disponibles dans la littérature, dont la base de données JECAM du Cirad (Jolivot et al., 2021). Une analyse de la base de données utilisée [4] montre que la majorité de leurs données provient d'Europe ou des Etats-Unis. Et c'est là selon moi que se trouve le principal verrou aux performances des approches de cartographie à grande échelle en général ou celles mobilisant le deep learning en particulier. Tant que l'on ne sera pas en mesure d'augmenter de façon significative l'acquisition de données sur nos terrains du Sud, à mon sens nous ne serons pas en mesure d'exploiter pleinement toutes les potentialités offertes par les approches de deep learning. Une perspective intéressante pour aller dans ce sens est d'avoir recours à la science collaborative (« citizen sciences ») pour créer ces jeux de données. L'équipe NASA Harvest[5] conduit actuellement un projet appelé « Helmets Labeling Crops » dont l'objectif est de collecter des données de terrain au Kenya, Mali, Rwanda, Tanzanie et Ouganda en prenant des photos des parcelles agricoles à partir de caméras montées sur des casques de moto. Ces photos sont ensuite transformées en données géoréférencées et labélisées à partir d'une chaîne de traitement appelée Street2Sat (Paliyam et al., 2021). Pour la thèse d'**H.Gelagay** nous allons continuer d'explorer ces aspects de cartographie de l'utilisation du sol, cette fois-ci en Ethiopie à l'échelle nationale et en ciblant une culture en particulier, le blé (**Gelagay et al., 2023, Submitted**).

CARTOGRAPHIER LA COMPOSANTE ARBOREE DES SYSTEMES AGROFORESTIERS : APPLICATION AUX SYSTEMES AGROFORESTIERS SENEGALAIS

Je mentionne à plusieurs reprises au cours de ce manuscrit, la grande diversité et hétérogénéité des paysages agricoles africains sur lesquels j'ai travaillé. Cependant que ce soit au Sénégal, au Burkina Faso, au Niger pendant ma thèse, ou en Ethiopie, derrière cette diversité se cache pourtant une grande cohérence : l'omniprésence de l'arbre. Comme énoncé au début de ce chapitre l'arbre fait partie intégrante des paysages agricoles d'Afrique sub-Saharienne (Figure

3 HTTPS://ESA-WORLDCEREAL.ORG/EN ; HTTPS://VDM.ESA-WORLDCEREAL.ORG/

4 HTTPS://WORLDCEREAL-RDM.GEO-WIKI.ORG/MAP/

5 HTTPS://WWW.DEVEX.COM/NEWS/HOW-A-NASA-BACKED-SCIENTIST-USES-SATELLITES-TO-HELP-AFRICAN-FARMERS-105010

13). Il s'agit en particulier d'arbres en dehors des forêts qui jouent un rôle crucial pour la biodiversité et la fourniture de services écosystémiques. L'équipe du département de géosciences et gestion des ressources naturelles de l'Université de Copenhague, notamment organisée autour de Martin Brandt, a mené une étude sans précédent, publiée en 2020 dans la revue *Nature*, de cartographie des arbres de plus de 3-m² à l'Ouest du Sahel à partir d'une approche de deep learning (Figure 14). Ils ont alors détecté plus de 1.8 billions d'arbres isolés, soit une densité de près de 13 arbres à l'hectare (Brandt et al., 2020). Pour pouvoir évaluer finement l'effet des arbres sur la fourniture de services écosystémiques il convient non seulement de pouvoir localiser les arbres mais également d'identifier les espèces et plus globalement la diversité spécifique de la couverture ligneuse. Malgré le lancement de nouveaux satellites avec des résolutions spatiales et spectrales adaptées à la discrimination des espèces (e.g. WorldView 3), assez peu d'études ont été conduites en Afrique Sub-Saharienne, et en Afrique de l'Ouest en particulier, sur la cartographie des espèces. Une étude a récemment été conduite à l'échelle d'un village dans le bassin arachidier sénégalais ayant permis la cartographie de 4 espèces dominantes à partir d'images WorldView 3 avec une précision globale de 88% (Lelong et al., 2020). Mais un parc arboré, comme le parc arboré à *F.albida* dans le bassin arachidier sur lequel j'ai travaillé principalement pendant mon affectation au Sénégal, peut compter plus d'une soixantaine d'espèces (**Ndao et al., 2021a, 2021b**). Ainsi, j'ai consacré une partie de mes activités à la cartographie de l'espèce dominante de ma zone d'étude, le *F.albida,* et ce notamment au travers de la collaboration avec l'équipe de l'Université de Copenhague dans le cadre de la thèse de **Tingting Lu** (**Lu et al., 2022**). Dans la thèse de **B.Ndao** nous avons également travaillé à une approche alternative de cartographie de diversité spécifique du parc arboré à *F.albida*, les approches traditionnelles restant pour l'instant limitées (**Ndao et al., 2022**). Toutes ces informations sont nécessaires pour analyser l'effet du parc arboré sur la productivité des cultures (Partie 2), la fourniture de services écosystémiques (Partie 2) et plus largement la sécurité alimentaire des populations (Partie 3).

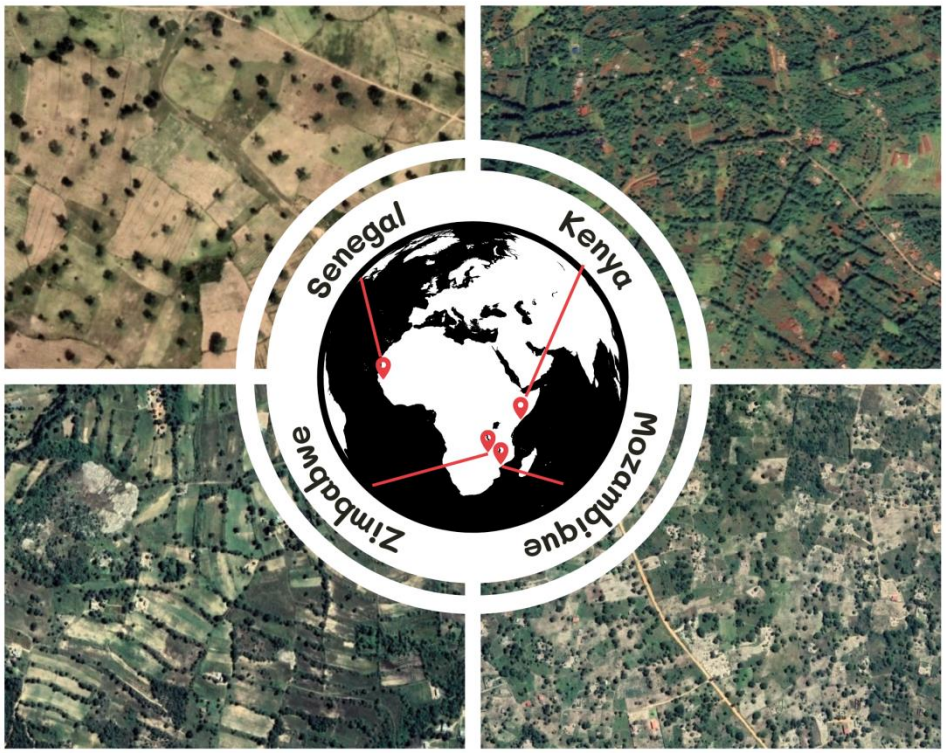


FIGURE 13. ILLUSTRATION DE LA PRESENCE DES ARBRES AU SEIN DES PAYSAGES AGRICOLES AFRICAINS. SOURCE GOOGLE EARTH ©.

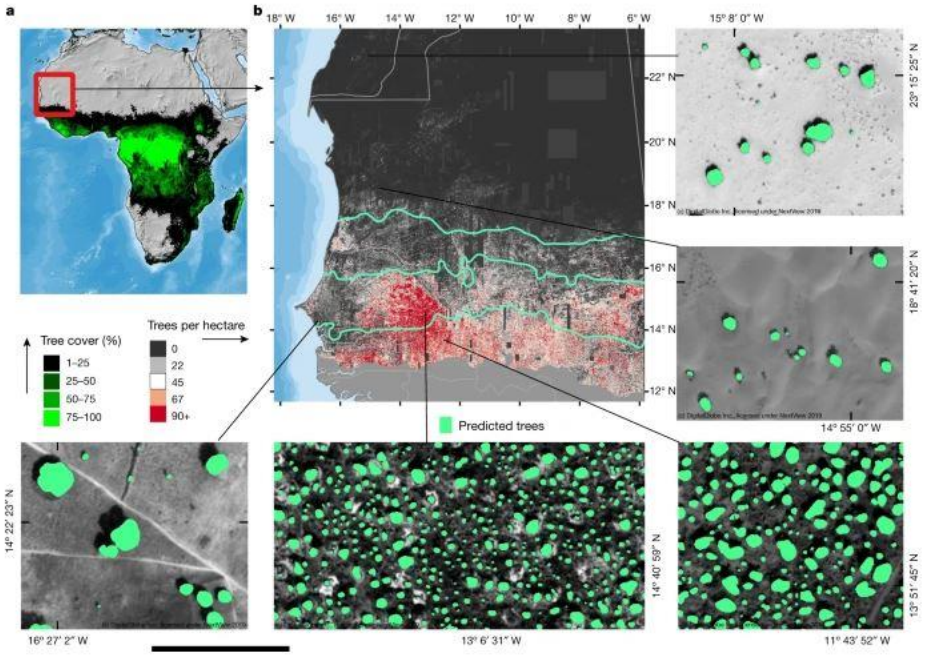


FIGURE 14. CARTOGRAPHIE DES ARBRES PAR APPROCHES DE DEEP LEARNING (BRANDT ET AL., 2020).

CARTOGRAPHIER L'ESPECE DOMINANTE : LE CAS DU F.ALBIDA

Le *Faidherbia albida* est une légumineuse qui se retrouve à travers toute l'Afrique tropicale sèche, le Moyen Orient et l'Arabie (Wickens, 1969). Preuve en est, on trouve son existence dans près de 50 langues vernaculaires à travers le continent africain : Kad en Wolof, Gao en Haoussa, Ol-erai

en Masaï ou Umhlalankwazi en zoulou. Au Sénégal, depuis les années 1960, la combinaison de périodes de jachères courtes, de bétails gardés sur les parcelles toute l'année et de la présence du *F.albida* a permis le maintien de la fertilité du sol des parcelles cultivées en céréales comme le mil ou en arachide, cultivées de façon quasi ininterrompue pour nourrir une population Sérèr en constante augmentation. Le parc à *F.albida* est donc l'un des exemples les plus significatifs d'un paysage agricole construit par les Sérèrs (Pélissier, 1996). Le *F.albida* est une espèce légumineuse fixatrice d'azote, à phénologie inversée et à comportement phréatophytique (Roupsard et al., 1999). C'est une espèce connue pour créer un ilot de fertilité due à une amélioration de la disponibilité en eau et en éléments nutritifs (Sileshi, 2016) et à une modification du micro-climat sous sa couronne (Sida et al., 2018) permettant ainsi d'améliorer la fertilité du sol et les rendements des cultures. C'est ainsi que chez les populations Haoussa il y a un proverbe qui dit « Donner un gao, c'est donner du mil et non un sac vide ».

A l'echelle nationale : Cartographier l'abondance du F.albida

Comme mentionné précédemment, les nouvelles données satellitaires multi-spectrales et multi-temporelles combinées avec les nouvelles méthodes d'analyses issues de l'intelligence artificielle ouvrent de nouvelles perspectives pour la cartographie des arbres et l'identification des espèces à grande échelle. A la suite du large inventaire sur les ligneux réalisé par **B.Ndao** (**Ndao et al., 2021a**), nous avons collaboré avec l'Université de Copenhague pour la thèse de **T.Lu** sur la cartographie du *F.albida* à l'échelle du Sénégal (**Lu et al., 2022**). Pour ce faire, nous avons utilisé un perceptron multicouche (MLP) qui est un type de réseau de neurones artificiels à propagation directe, pour classifier les pixels d'une série temporelle Sentinel-2 couverts par des *F.albida.* En sortie, le MLP donne une probabilité entre 0 et 1 pour que le pixel soit couvert par des *F.albida* et nous avons considéré que des pixels avec une probabilité de 0.5 étaient des pixels de *F.albida*. Nous avons mis en évidence que la période allant du début de la sénescence (février) à la fin de la sénescence (juin) était la période la plus appropriée pour discriminer le *F.albida*, et ce avec une précision de 91%. Nous avons mis en évidence que le taux de couverture du *F.albida* était compris entre 2% et 15% (Figure 15A). Nous avons également analysé la contribution du *F.albida* à la couverture arborée totale et avons montré que celle-ci était en moyenne de 7.2% pour les surfaces cultivées avec cependant de nombreuses zones dominées par *F.albida* (Figure 15B).

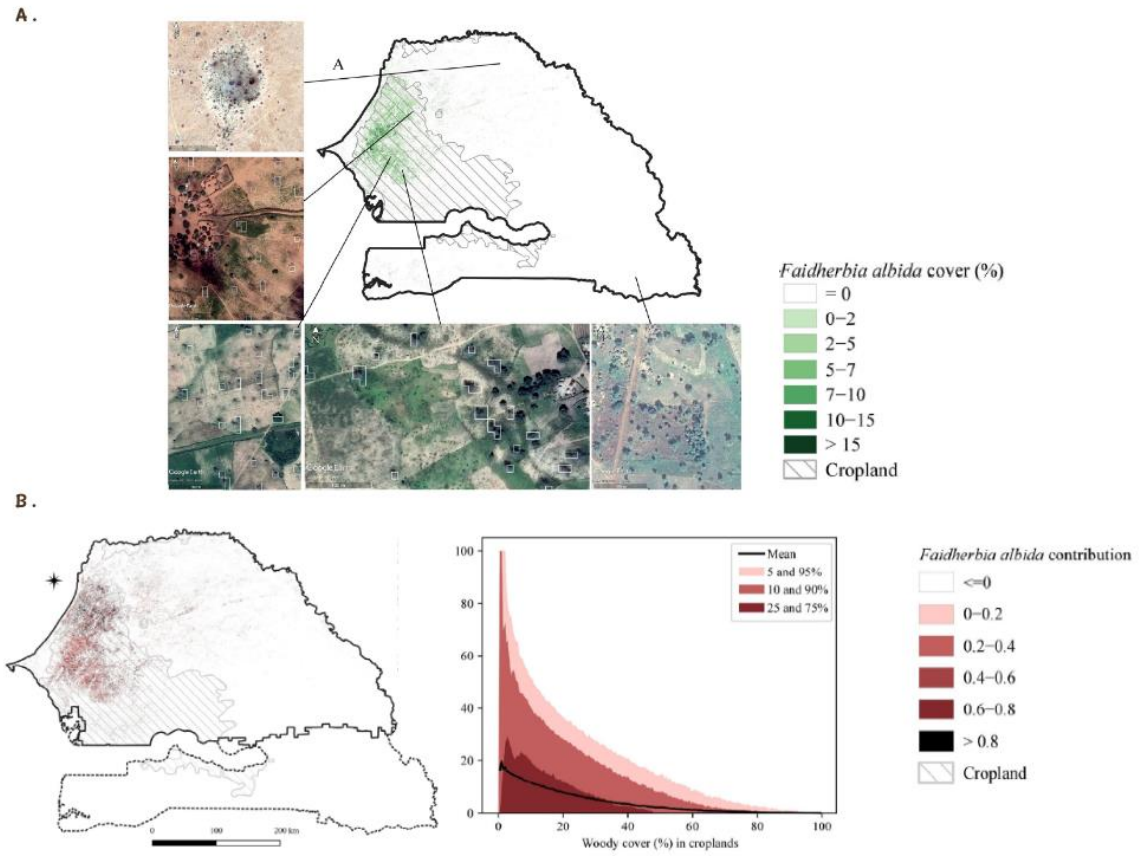


FIGURE 15. CARTOGRAPHIE DU *F. ALBIDA* AU SENEGAL. A) TAUX DE COUVERTURE DU *F. ALBIDA*. B) CONTRIBUTION DU *F. ALBIDA* A LA COUVERTURE ARBOREE TOTALE. ADAPTE DE **LU ET AL. (2022)**.

A L'ECHELLE LOCALE : CARTOGRAPHIER LES F. ALBIDA

Le *F. albida* est l'espèce dominante de la zone d'étude de Niakhar au Sénégal et représente près de 40% des effectifs (**Ndao et al., 2021b, 2021a**), bien au-dessus de ce que nous avons pu observer à partir de l'étude menée à l'échelle nationale. Afin d'analyser spatialement l'effet du *F. albida* sur la productivité du mil et la fourniture de services écosystémiques (Partie 3), il convient donc de pouvoir localiser précisément les *F.albida*. Les travaux menés précédemment à l'échelle du Sénégal ne permettent que d'identifier la présence de *F.albida* au sein de pixels de 10-m². Lors de l'étude que j'ai mené lors du projet RAMSES 2 (Leroux et al., 2022a), j'ai produit une cartographie des *F.albida* à partir : (1) de la cartographie des arbres individuels de plus de 3-m² produite par Brandt et al. (2020), (2) d'une série temporelle Sentinel-2 entre Octobre et Décembre 2019 correspondant à une période où la plupart des arbres sont en feuille, excepté le *F. albida* et (3) l'inventaire sur les ligneux réalisé par **B.Ndao** comportant plus de 9000 individus. Une classification binaire a été réalisée (*F. albida* vs autres espèces) à partir d'un algorithme par Random Forest et une précision globale de 78% a été obtenue. La proportion de *F. albida* prédit est de 30%, on a donc une sous-estimation du nombre d'arbres par rapport à la base de données (Figure 16). Cette carte a par la suite été utilisée pour produire une carte de distance au *F. albida* afin d'analyser l'effet distance du *F. albida* sur la fourniture de services écosystémiques et les relations entre ces services (Partie 2 et Partie 3).

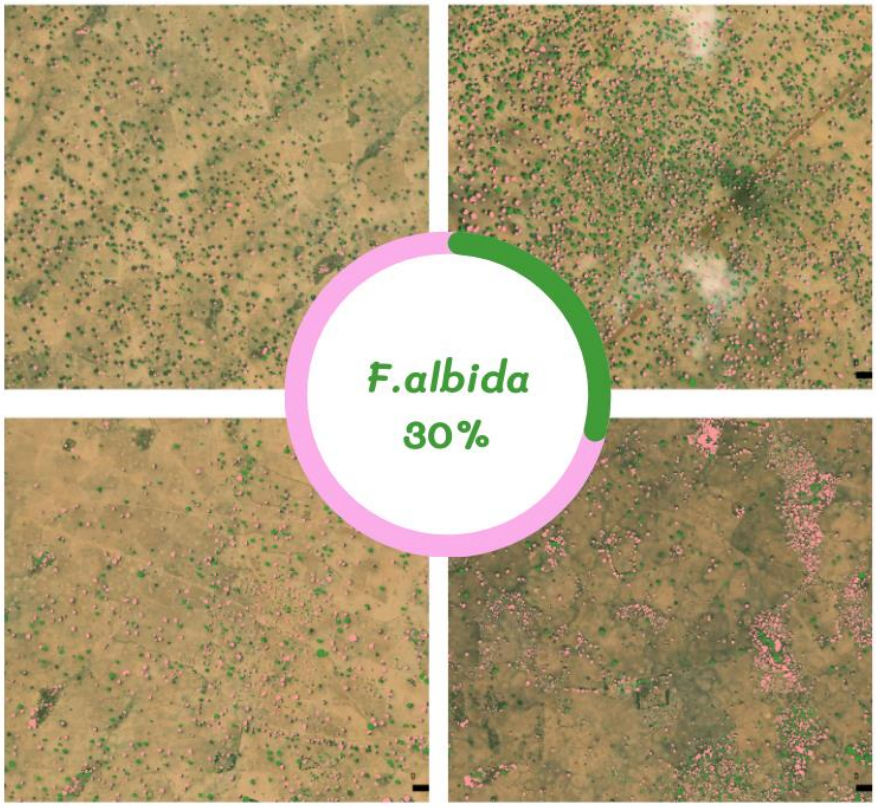


FIGURE 16. ILLUSTRATION DE LA CARTOGRAPHIE DES *F. ALBIDA* DANS LA ZONE DE NIAKHAR (VERT = *F. ALBIDA* ; ROSE = AUTRES ESPECES). ADAPTE DE LEROUX ET AL. (2022A).

DE LA CARTOGRAPHIE DES ARBRES A LA CARACTERISATION ET CARTOGRAPHIE DE LA DIVERSITE DE LA COUVERTURE LIGNEUSE DANS LE PARC A F. ALBIDA

Bien que le *F. albida* soit l'espèce dominante de la zone de Niakhar dans le bassin arachidier du Sénégal, ce parc arboré est très fortement diversifié et compte plus d'une soixante d'espèces différentes (**Ndao et al., 2021b, 2021a**). De façon générale, les parcs agroforestiers sahéliens sont composés d'une diversité d'espèces et leurs arrangements dans l'espace peut varier sur de très courtes distances (Bayala et al., 2015). Si *F. albida* est connu pour avoir globalement un effet positif sur les cultures (e.g. Kho et al., 2001; Sida et al., 2018; Sileshi, 2016), d'autres arbres comme le *Parkia biglobosa* peuvent avoir quant à eux un effet négatif (Sanou et al., 2012). Ainsi, l'effet positif du *F. albida*, observé à l'échelle de l'arbre, peut être atténué à l'échelle du paysage en fonction de la composition et structuration du parc arboré. La caractérisation et la compréhension de la distribution spatiale des espèces composant les parcs agroforestiers apparaissent donc comme fondamentales pour mettre en place des stratégies de gestion des parcs permettant d'améliorer la productivité de ces systèmes agroforestiers et leur résilience face au changement en cours. Dans la thèse de **B.Ndao** nous avons donc chercher à caractériser cette diversité, aussi bien à partir de données de terrain (**Ndao et al., 2021b**), que par approche cartographique (**Ndao et al., 2022**).

Analyse de la diversite specifique du parc arbore a partir des observations de terrain

La diversité spécifique du parc arboré a été analysée à partir d'un croisement entre l'inventaire de terrain réalisé par **B.Ndao** (**Ndao et al., 2021a**), du gradient de diversité paysagère (**Ndao et al., 2021b**) et des indices de diversité spécique. En particulier quatre indices de diversité couramment employés dans la littérature (Kindt and Coe, 2005) ont été utilisés pour analyser la diversité spécifique des espèces arborées : (1) richesse spécifique, (2) diversité de Shannon (Shannon and Weaver, 1949) et (3) l'indice de diversité de Simpson (Simpson, 1949), pour caractériser l'abondance et la diversité des espèces, et (4) l'équitabilité de Pielou (Pielou, 1966), pour prendre en compte la régularité de la répartition spatiale des espèces. Par ailleurs, pour analyser la diversité spécifique en fonction des classes de diversité paysagère, nous avons utilisé le profil de diversité de Renyi (Rényi, 1961). Nous avons montré (Figure 17) (1) des différences dans la structuration et composition du parc arboré entre classes du paysage, la diversité des espèces étant étroitement liée à la structure du paysage (Walz and Syrbe, 2018), (2) une répartition spatiale très hétérogène des espèces arborées dans la zone d'étude (i.e. indice de Pielou faible) et (3) la présence d'une espèce dominante accompagnée de nombreuses espèces plus rares (i.e. indices Shannon et Simpson). Dans les parcs agroforestiers traditionnels sahéliens, les espèces dominantes comme le *F. albida* sont délibérément choisies et favorisées par les agriculteurs en raison de leurs utilités, soit en termes de potentiel agroforestier élevé, soit parce qu'elles sont des espèces alimentaires ou de sources de revenus (Bayala et al., 2014; Sambou et al., 2017).

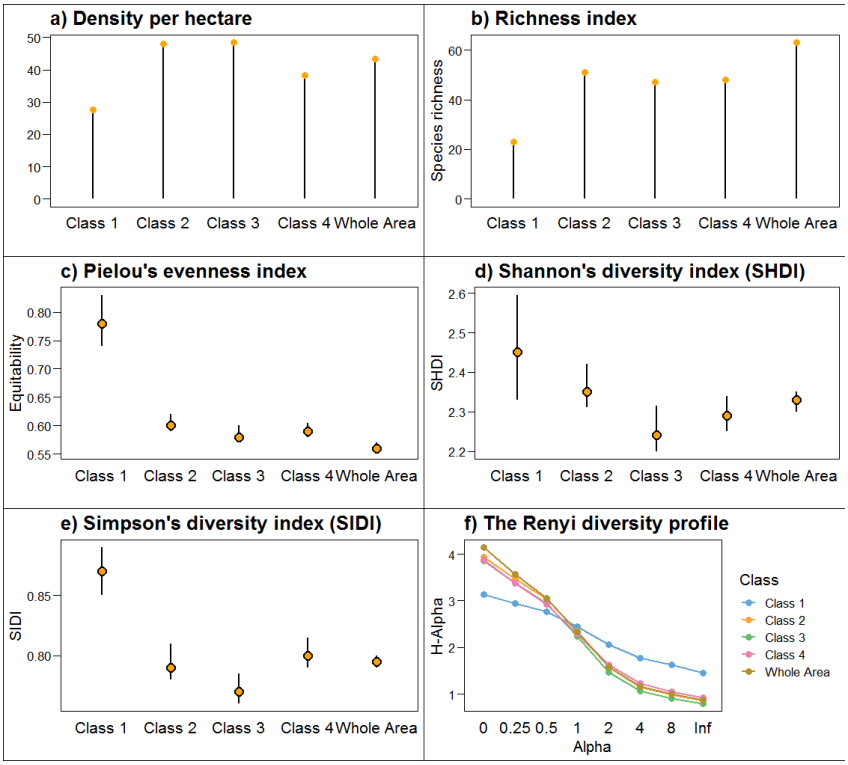


FIGURE 17. ANALYSE DE LA DIVERSITE ARBOREE OBTENUE A PARTIR DE LA BASE DE DONNEES D'INVENTAIRE SUR LES LIGNEUX EN FONCTION DES CLASSES DE PAYSAGE SUR LA ZONE DE NIAKHAR **NDAO ET AL. (2021B)**.

CARTOGRAPHIE DE LA DIVERSITE SPECIFIQUE BASEE SUR LA MODELISATION DE DISTRIBUTION D'ESPECES

Précedement, à partir de la base de données de terrain, nous avons été en mesure de caractériser la diversité spécique du parc à *F. albida* dans la bassin arachidier. Cependant, cela repose sur une inventaire des arbres qui, bien que restant l'approche la plus robuste pour caractériser la diversité spécifique, reste difficillement implémentable pour couvrir de larges espaces. Nous avons vu que les données multispectrales ou hyperspectrales à très haute résolution spatiale ont déjà été utilisées pour cartographier les espèces arborées (Karlson et al., 2016; Lelong et al., 2020). Si pour l'œil humain les différentes espèces arborées peuvent paraître bien différentes, leurs signatures spectrales sont elles bien souvent trop semblables pour pouvoir être discriminées (Figure 18).

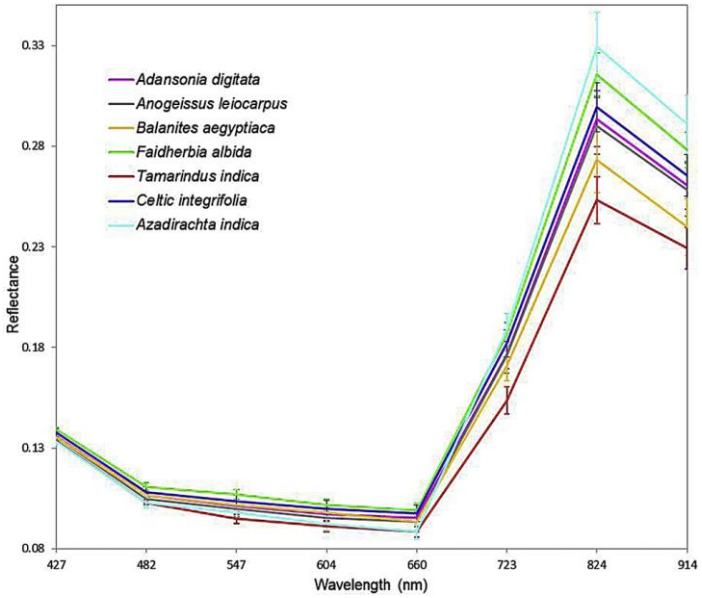


FIGURE 18. EXEMPLE DE SIGNATURES SPECTRALES POUR 7 ESPECES MAJORITAIRES DANS LE PARC A *F. ALBIDA* (LELONG ET AL., 2020).

Pour la thèse de **B.Ndao** nous avons donc cherché une alternative afin de pouvoir caractériser la diversité de ce parc, et nous nous sommes donc tournés du côté de l'écologie et des modèles de distribution d'espèces (SDM) qui permettent de modéliser la présence écologique d'une espèce à partir d'information sur la présence (ou l'absence) de l'espèce et un jeu de variables environnementales (Elith and Leathwick, 2009). En particulier, l'objectif était de dériver des indices de diversité arborée à partir des prédictions issues des SDM (**Ndao et al., 2022**). L'originalité repose donc ici sur une utilisation détournée des SDM qui d'ordinaire se limite à la simple prédiction de distribution d'espèces. Pour ce faire la probabilité d'occurrence des 16 espèces principales composant le parc arboré ont été prédites à partir de SDM. Plusieurs scenarios ont été comparés afin d'obtenir la meilleure prédiction pour chaque espèce : (1) six algorithmes, (2) deux techniques de validation croisées (i.e. validation croisée par bloc et validation croisée aléatoire), (3) combinaison de variables (climatiques, environnementales et anthropiques). Pour les 16 espèces nous avons obtenu des valeurs d'AUC (Area Under the Curve) comprises entre 0.64 (*F.albida*) et 0.87 (*P.juliflora*). A partir d'une analyse factorielle de niche écologique (ENFA)

nous avons également analysé la pertinence des types de variables prédictives pour chacune des espèces. Les variables climatiques (température et précipitation) apparaissent déterminantes pour l'ensemble des espèces. Par ailleurs nous avons également montré que des variables d'antropisation du milieu comme la distance au village apparaissaient déterminantes pour 8 espèces, indiquant une certaine sensibilité de ces espèces à l'anthropisation de leur environnement. Dans un second temps, des indices de diversité ont été dérivés de l'ensemble des cartes. On part du postulat que la présence et le développement d'une espèce donnée sont étroitement liés aux conditions environnementales. Par conséquent, les prédictions des SDMs se basant sur la convenance des variables environnementales, nous avons supposé qu'entre deux espèces, si la probabilité de présence prédite par SDM est plus élevée pour une espèce, les conditions environnementales lui sont plus favorables. En d'autres termes plus la probabilité de présence d'une espèce arborée est élevée, plus son abondance par rapport aux autres espèces est importante. Sur la base de cette hypothèse forte, les probabilités de présence des espèces prédites par SDMs ont été traduites en abondances relatives et les 4 indices de diversité précédents (richesse specifique, Shannon, Simpson et Piélou) ont été dérivés. Les cartes produites mettent en évidence une diversification des espèces arborées suivant un gradient Nord-Est / Sud-Ouest (Figure 19). La limite principale de ce travail réside dans l'hypothèse que nous avons émise que nous n'avons pas pu vérifier. Cependant, la forte similarité entre le gradient observé de l'indice de richesse spécifique (et qui est lui une simple compilation des cartes de distribution des espèces et donc n'est pas soumis à notre hypothèse) et celui des indices de Simpson et Shannon laisse à penser que si notre hypothèse n'est pas validée, elle est au moins cohérente. Enfin, pour obtenir les différentes cartes de prédiction de probabilité de présence pour chacune des 16 espèces, c'est non moins de 576 SDMS qui ont été testés. Pour ce faire, avec l'aide d'A. Héma, élève ingénieur de l'Ecole Nationale de la Statistique et de l'Analyse Economique de Dakar, nous avons développé un package R, sdmApp[6], permettant de faciliter, au travers d'une interface utilisateur, la modélisation de la distribution d'espèces, en intégrant les différents scenarios que nous avons testés.

6 https://cran.r-project.org/web/packages/sdmApp/vignettes/sdmApp.html

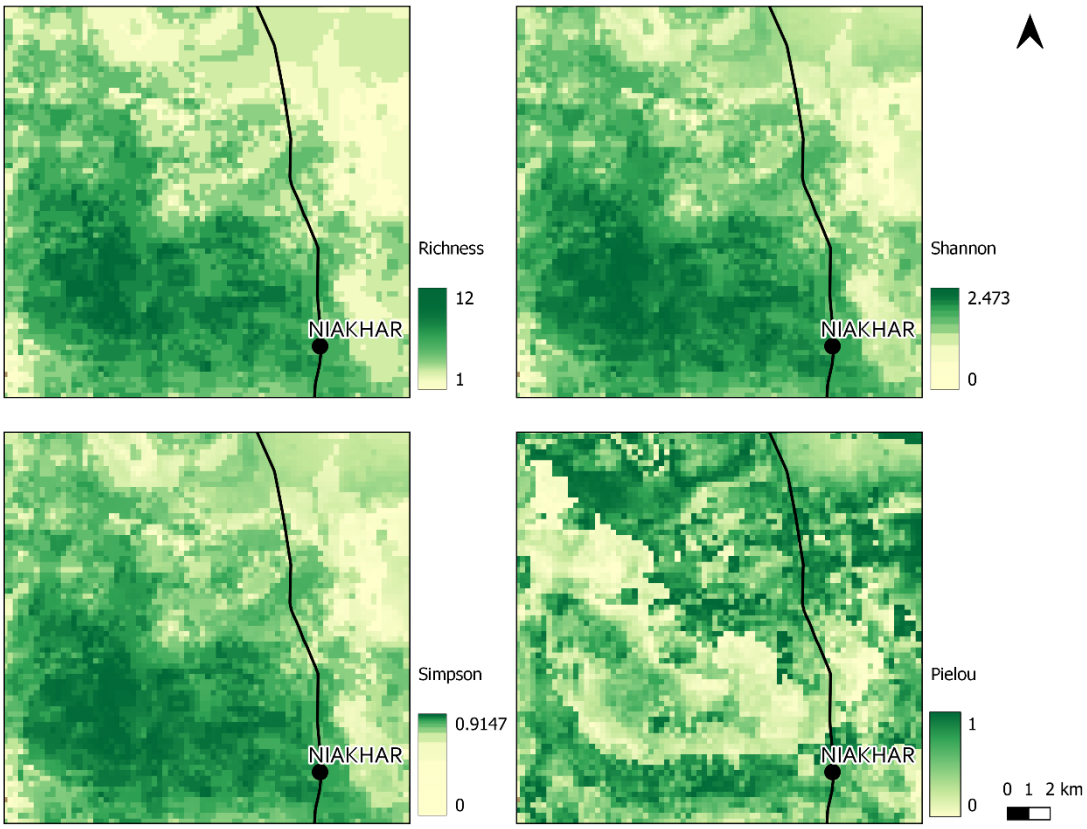


FIGURE 19. CARTOGRAPHIE DE LA DIVERSITE ARBOREE DERIVEE DES CARTES DE PROBABILITE DE PRESENCE POUR CHACUNE DES 16 ESPECES CIBLES : RICHESSE SPECIFIQUE, DIVERSITE DE SHANNON, DIVERSITE DE SIMPSON ET INDICE DE PIELOU. ADAPTE DE **NDAO ET AL. (2022)**.

CONCLUSION PARTIELLE

Comme mentionné en début de cette section, je ne suis pas spécialiste de la cartographie des arbres, l'objectif pour moi ici était avant tout de dériver des informations qui puissent permettre d'aller plus loin dans l'analyse de la relation entre diversité du parc arboré, productivité des systèmes de cultures et sécurité alimentaire. Dans ce contexte, pourquoi réinventer la roue, il a surtout été question de (re)mobiliser ce que nous avions à notre portée pour répondre à nos objectifs, en particulier dans le cadre de la thèse de **B.Ndao**. Ainsi nous avons été en mesure de produire des cartes de *F. albida* (abondance et localisation ; Leroux et al., 2022a; **Lu et al., 2022**) mais également de diversité spécifique (**Ndao et al., 2022**). La portée de ce travail est donc limitée à notre zone d'étude pour laquelle nous disposons d'une base de données conséquente d'observations de terrain et se veut davantage comme une étape intermédiaire, mais nécessaire, pour aller plus loin dans les analyses, mais ne représente pas une fin en soi. Cependant, ces travaux m'ont permis en tant que chercheuse d'initier une collaboration avec l'équipe de Copenhague. En effet, nous nous étions souvent croisés au cours de mes travaux de thèse, puis au début de mes activités au Sénégal, mais sans réellement réussir à formaliser quelque chose. Si au début de la thèse de **B.Ndao** je pensais que la possibilité d'obtenir des cartes d'espèces arborées à grande échelle était utopique à court terme (le temps d'une thèse), les progrès significatifs réalisés par l'équipe de Copenhague sur la cartographie des arbres individuels à grande échelle à partir de données à très haute résolution spatiale et méthodes de deep learning

(Brandt et al., 2020; Mugabowindekwe et al., 2023; Reiner et al., 2023; Tucker et al., 2023) laissent à penser que nous pourrions en être proche. Compte tenu des enjeux globaux liés à la ressource forestière, la cartographie des espèces arborées est une étape nécessaire pour l'évaluation des initiatives comme les Objectives du Développement Durable, les accords de Paris ou le Challenge de Bonn entre autres. Les efforts consentis par la recherche académique sur ces questions pourraient bien se trouver boostées par les développements récents dans le secteur privé. A titre d'exemple MetaAI, le laboratoire d'intelligence artificielle de Meta Platforms Inc, a lancé au début avril 2023 Segment Anything[7] un modèle de segmentation permettant de démocratiser les tâches de segmentation sur différents types d'images. Pour ce faire l'algorithme a été entraîné sur un jeu de données comportant plus de 1 billion de masques réalisés sur 11 millions d'images. Pour le projet INNOVAC (UE Desira) initié en 2022, nous prévoyons d'étendre ce qui a été fait sur le Sénégal pour les parcs à *F. albida* sur les parcs du Nord Cameroun, un point d'avancée majeur étant d'aller jusqu'à l'identification de l'espèce.

Conclusion

Dans cette première partie, nous avons montré comment les données d'observation de la Terre et les nouvelles techniques d'analyses peuvent être utilisées pour décrire les paysages agricoles et leur diversité. De nombreux travaux de recherche ont été menés sur le sujet, avec des applications à des échelles de plus en plus larges, et des données de mieux en mieux résolues. Ainsi voit-on maintenant des cartes du domaine cultivé voire des types de cultures à l'échelle du globe et à des résolutions spatiales de 10-m. Selon moi, les limites de ces approches sont principalement liées à la qualité et représentativité de la base de données de terrain, surtout pour des paysages agricoles complexes comme les paysages agricoles africains, ou bien à la pertinence d'utiliser des techniques toujours de plus en plus innovantes (et gourmandes en données et temps d'analyse) lorsque les données sont limitées. Des différents exemples présentés dans cette première partie, deux principales conclusions peuvent être tirées. Tout d'abord, les paysages agricoles sur lesquels nous travaillons en tant que Ciradiens sont éminemment complexes tant dans leur organisation que dans leur fonctionnement. Par conséquent si l'on veut pouvoir utiliser les informations sur l'utilisation du sol pour répondre à des enjeux d'agronomie à l'échelle des paysages, il convient donc de proposer des cartes qui soient adaptées en termes de contenu sémantique, de résolution spatiale ou temporelle. Cela passe nécessairement par une bonne connaissance du terrain en termes d'organisation et de pratiques. Cela passe également par l'acquisition de données de terrain qui soient de bonne qualité et quantité, et représentatives du gradient de diversité observé. D'autre part, nous sommes maintenant pleinement entrés dans l'ère du « Big Data » avec une rapidité d'évolution des images satellites disponibles et des techniques d'analyses sans précédent. Cela signifie qu'en tant que spécialiste de la télédétection nous devons être en éveil permanent pour suivre tous ces changements méthodologiques et techniques. Les tests réalisés montrent que ces nouvelles approches ont du potentiel mais, lorsque que l'on rapporte les gains de performance obtenus au temps et à la complexité de mise en œuvre, nous sommes en droit de nous poser la question « le jeu en vaut-il vraiment la

7 https://segment-anything.com

chandelle ». Ce que je retiens de tout cela c'est qu'il y a une vraie nécessité de travailler en étroite collaboration entre télédétecteurs et agronomes afin de pouvoir tirer au maximum profit de ce qui nous est offert par les technologies du spatial pour répondre à des enjeux d'agronomie à l'échelle des paysages.

©Leroux Louise, 2021

«Modelling is a research procedure. As such it requires exacting standards and rules of usage. Modelling in geography begins with two inevitable and related questions: "where are we?" and "what is likely to be at stake?".»

Roger Brunet, *Models in geography? A sense to research*, Cybergeo: European Journal of Geography [En ligne], Dossiers, document 204, mis en ligne le 18 décembre 2001, consulté le 28 avril 2023.

Partie 2

La teledetection pour evaluer :

Mesure de la production de vegetation des paysages agricoles

« Petit pays je t'envoie cette carte postale
Ma rose, mon pétale, mon cristal, ma terre natale
Ça fait longtemps les jardins de bougainvilliers
Souvenirs renfermés dans la poussière d'un bouquin plié
Sous le soleil, les toits de tôles scintillent
Les paysans défrichent la terre en mettant l'feu sur des brindilles »

Gaël Faye, Guillaume Poncelet, et Francis Muhire (2013). Extrait de la chanson “Petit Pays”. In Pili Pili sur un croissant au beurre. © Universal Music Publishing, 6d Production

Partie 2 : La teledetection pour evaluer : Mesure de la production de vegetation des paysages agricoles

J'ai été embauchée au Cirad à l'UR AIDA à la fin 2015 pour un poste d'« Agronome, spécialiste de la prévision des récoltes ». Comme mentionné précédemment, je ne suis pas agronome, donc *a priori* je ne partais pas avec un grand avantage pour ce poste. En revanche « geography is a discipline where diversity, adaptability, multiple perspectives, and an ever growing range of approaches mirror trends in scholarship at large» (Baerwald, 2010). En tant que géographe nous sommes donc par essence à l'interface et dans le dialogue constant avec plusieurs disciplines. Ainsi, au cours de mes travaux de thèse, j'ai eu l'occasion de manipuler quelques concepts agronomiques et de faire mes premiers pas en matière d'application de la télédétection au suivi et à l'évaluation des rendements. Ces premiers pas se sont donc ensuite naturellement mus en chemin structurant de mes activités de recherche. Je suis donc devenue géographe dans une unité d'agronomes et j'ai consacré la majeure partie de mes recherches à proposer, adapter, tester, comparer des approches d'évaluation des performances agronomiques des systèmes de culture en agriculture familiale, ayant toutes pour point commun d'être basées sur la télédétection. Dans un premier temps je présente des travaux menés à l'échelle locale portant sur l'estimation des rendements céréaliers, le suivi des paramètres de croissance des cultures et plus largement l'évaluation des services écosystémiques. Dans un second temps, je prends de la hauteur et présente des travaux menés à l'échelle régionale sur le suivi de la production de végétation en réponse aux Objectifs du Développement Durable.

Mesurer les performances agronomiques des systemes de culture a l'echelle locale

Dans la première partie nous avons vu comment la télédétection permettait de localiser les surfaces cultivées. Cette partie de cartographie de l'utilisation du sol est donc nécessaire pour isoler les pixels cultivés et évaluer ensuite les performances agronomiques. En mesurant le rayonnement réfléchi par le soleil de la surface terrestre, et en particulier des surfaces cultivées, la télédétection fournit une mesure physique de ces surfaces, et de leur développement spatio-temporel. Avec une centaine de satellites d'observation de la Terre actuellement actifs, auxquels se rajoute les constellations de nano-satellites à haute résolution spatiale comme les constellations SkySat et PlanetScope, voire l'utilisation de drones, la télédétection permet un suivi de la végétation à différentes échelles, à haute fréquence temporelle et à bas coût. Ainsi la télédétection a été largement utilisée pour le suivi des performances agronomiques (e.g. estimation des rendements, évaluation du développement des cultures), en particulier pour les cultures du Nord caractérisées par de grandes parcelles homogènes (Becker-Reshef et al., 2010; Dong et al., 2020; Gao et al., 2017; Jin et al., 2017b; Johnson et al., 2016; Sadeh et al., 2021). Bien qu'un certain nombre d'études avaient déjà été menées en Afrique sub-Saharienne avec des capteurs à basse/moyenne résolution (Leroux et al., 2016; Maselli et al., 2000; Mkhabela et al., 2005), l'arrivée sur le marché des données Sentinel-2 ou des données des constellations Planet a ouvert de nouvelles perspectives pour l'évaluation des performances agronomiques en contexte de petite agriculture familiale, avec des études prometteuses et pionnières menées très tôt par

l'Université de Standford (Burke and Lobell, 2017; Jin et al., 2019; Lobell et al., 2019a, Figure 20). Bien entendu, nous ne pouvons prétendre rivaliser avec de telles équipes, ni en termes de moyen humain ni en termes de moyen financier. Cependant, ce qui fait notre plus-value en tant que Ciradien par rapport à de telles équipes est notre ancrage sur le terrain, et donc notre connaissance fine des spécificités et enjeux locaux, et surtout la possibilité de collecter des données de terrain, avec des dispositifs que l'on maîtrise et dont on connait la qualité. Ainsi dans le cadre de mes travaux (Leroux et al., 2022a, 2020, 2019, In prep) ou des travaux de thèse de **B.Ndao** (**Ndao, 2022a**), **J.E. Gbodjo** (**Gbodjo et al., 2021**) et de **I.Diack** (**Diack et al., 2024**), nous avons exploré un large éventail d'approches et de données, que nous avons tantôt utilisées comme telles, modifiées ou combinées entre elles, pour l'évaluation des performances agronomiques en Afrique de l'Ouest (Burkina Faso et Sénégal).

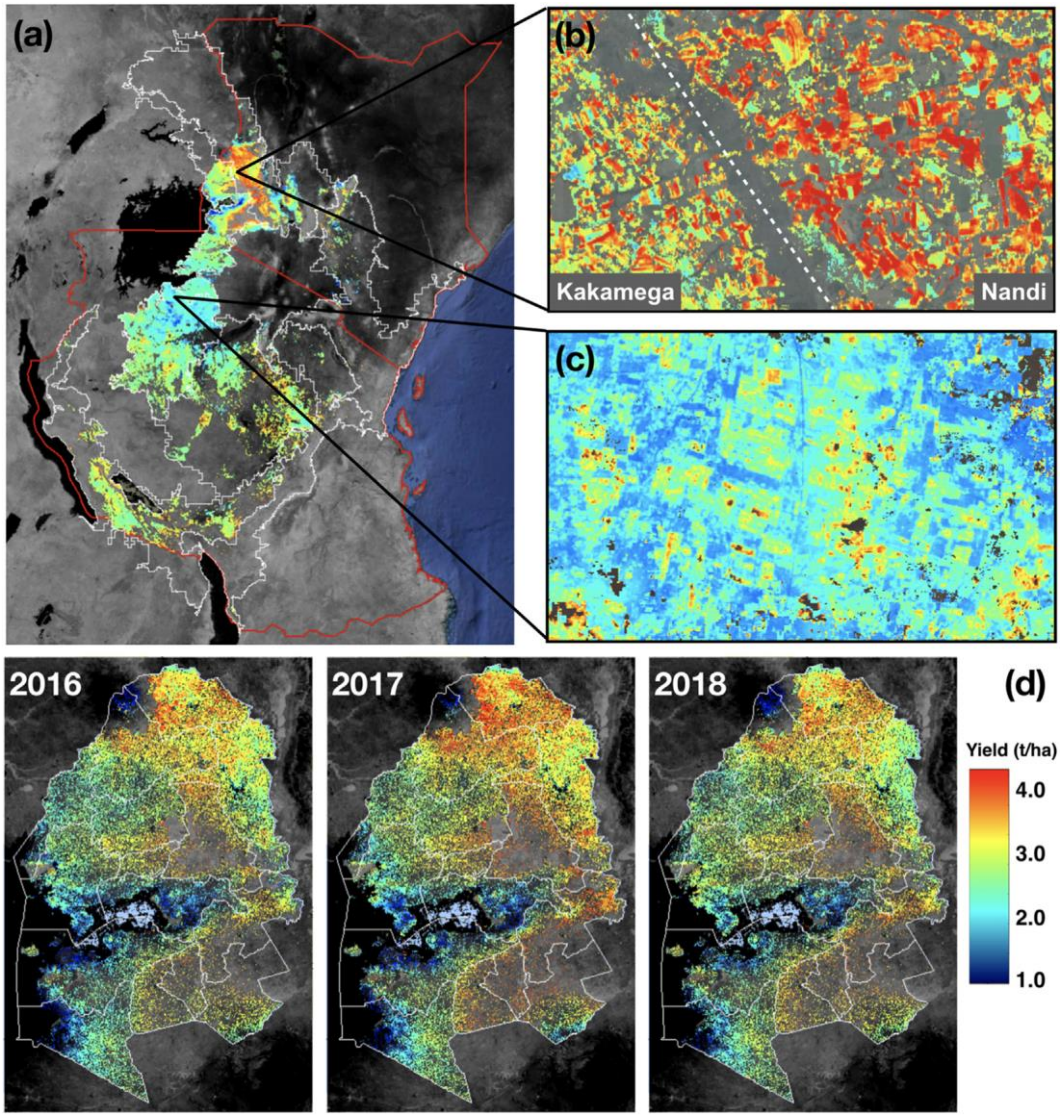


FIGURE 20. ESTIMATION DES RENDEMENTS DU MAIS EN TANZANIE ET KENYA POUR DIFFERENTES ANNEES, A PARTIR DE DONNEES SENTINEL-2 (JIN ET AL., 2019).

Estimation et prediction des rendements cerealiers par differentes approches

La petite agriculture familiale (< 2ha) joue un rôle prépondérant dans l'équation de la sécurité alimentaire mondiale, produisant près d'un tiers de la nourriture mondiale (Herrero et al., 2017; Lowder et al., 2021; Ricciardi et al., 2018, Figure 21). Par ailleurs dans la majeure partie de l'Afrique dominée par la petite agriculture familiale, l'autoconsommation est le principal mode d'accès à l'alimentation des ménages ruraux. L'estimation et la prédiction des rendements est donc une information cruciale pour la sécurité alimentaire, en particulier pour identifier les zones à déficit de production, mais également pour analyser les drivers potentiels de la variabilité spatio-temporelle des rendements. L'utilisation de données de télédétection pour le suivi de la biomasse végétale est quelque chose d'établi déjà depuis le début des années 1980 et les travaux de Tucker (1979) montrant que la combinaison des réflectances spectrales dans la bande du rouge (absorption de la chlorophylle) et du proche infra-rouge (réflexion maximale de la chlorophylle) était corrélée à la biomasse totale aérienne sous la forme d'une relation asymptotique, avec une relation linéaire pour une quantité de biomasse inférieure à 5 tonnes/ha. Depuis lors, une grande partie des travaux portant sur l'estimation des rendements par télédétection s'est donc basée sur l'exploitation de cette relation empirique. J'ai donc moi aussi consacré la majeure partie de mes travaux à l'estimation des rendements à partir d'approches empiriques (Figure 22). En particulier j'ai travaillé sur deux approches, la première mobilisant uniquement des données de télédétection combinées aux données de terrain (**Gbodjo et al., 2021**; Leroux et al., 2020; **Ndao, 2022a**) et la seconde combinant données de télédétection et sorties de modèle de croissance de plante (Leroux et al., 2019). Ici les principales contributions par rapport à la (large) littérature sur le sujet s'articulent autour de l'utilisation de données multisources et de capteurs récents, l'incorporation de connaissances sur le fonctionnement des systèmes de culture pour affiner les modèles et surtout l'application à des paysages agricoles complexes que sont ceux de l'agriculture familiale en Afrique de l'Ouest. Dans une carrière de chercheur on teste donc beaucoup de choses, certaines ne fonctionnant cependant pas tout à fait comme espéré, mais méritant tout de même d'être mentionnées. C'est le cas pour la troisième approche testée qui elle repose également autour de la combinaison entre données de télédétection et modèles de croissance de plante, et ce au travers d'une approche par assimilation (**Mindigoyi, 2017; Ruillé, 2020**).

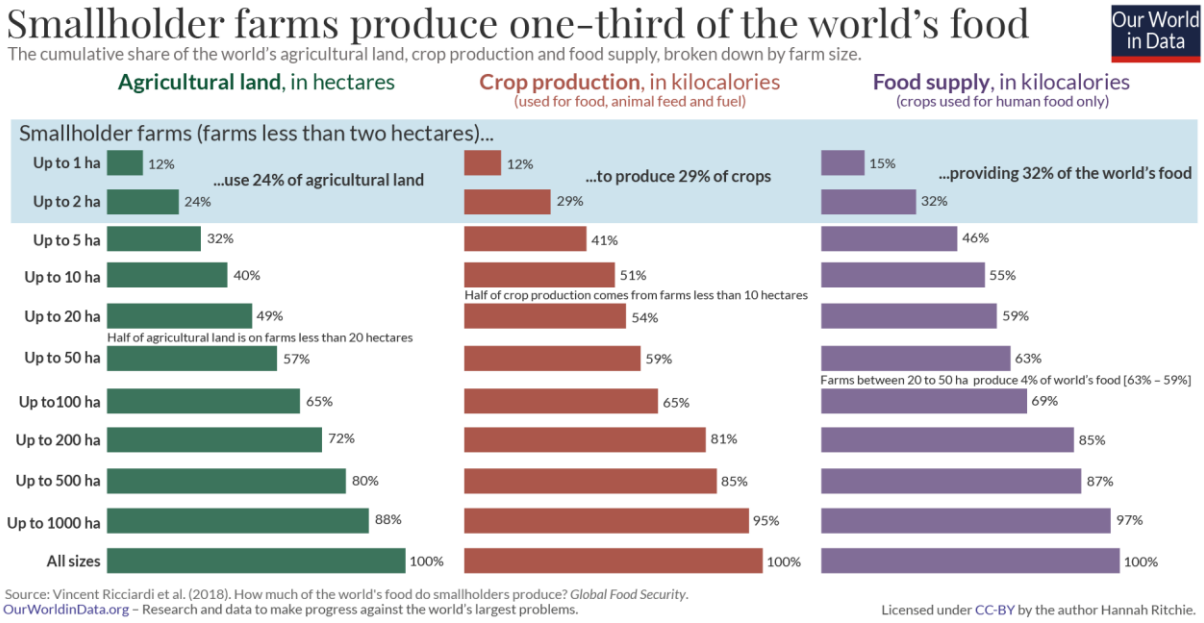


FIGURE 21. SMALLHOLDERS PRODUCE ONE-THIRD OF THE WORLD'S FOOD, LESS THAN HALF OF WHAT MANY HEADLINES CLAIM (OURWOLDINDATA.ORG)

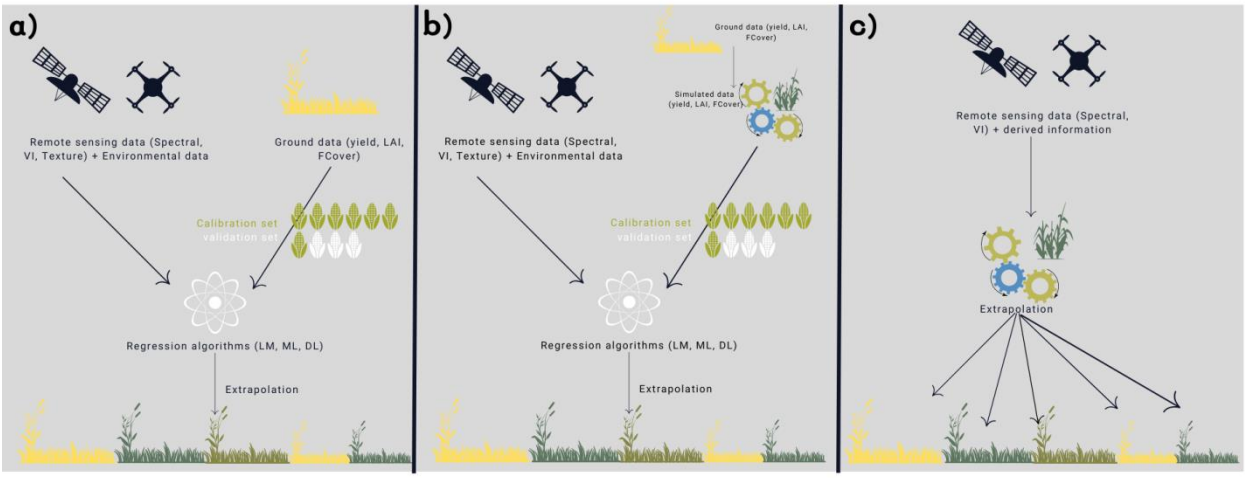


FIGURE 22. ILLUSTRATION DES PRINCIPES GENERAUX DES 3 APPROCHES TESTEES POUR L'ESTIMATION DES RENDEMENTS MOBILISES DANS MES TRAVAUX DE RECHERCHE, AVEC A) MODELISATION EMPIRIQUE A PARTIR DES DONNEES DE TELEDETECTION « SEULES » ; B) MODELISATION EMPIRIQUE COMBINANT DONNEES DE TELEDETECTION ET SORTIE DE MODELE DE CROISSANCE DE PLANTE ET C) L'ASSIMILATION DE DONNEES DE TELEDETECTION DANS LES MODELES DE CROISSANCE DE PLANTE.

DES APPROCHES PAR MODELISATION EMPIRIQUE ET APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE A PARTIR DES DONNEES DE TELEDETECTION « SEULES » : APPLICATION AU RENDEMENT DU MIL AU SENEGAL DANS LE PARC A F.ALBIDA

J'ai pour habitude de dire à mes étudiants, qui fraichement diplômés de leur formation en géomatique ou télédétection, ont tendance à penser que les technologies en général, et la télédétection et l'AI en particulier, sont le remède miracle à tout ; que la confrontation de ces nouvelles approches à la réalité du terrain et aux connaissances expertes est une étape nécessaire, mais parfois douloureuse, pour en évaluer la portée « miraculeuse » (ou non). En effet l'essence

des approches empiriques repose sur l'observation, l'expérimentation et l'évaluation. Plus spécifiquement dans le cadre d'approche par modélisation empirique pour l'estimation des rendements, cela passe nécessairement par l'acquisition d'une bonne base de données de terrain de rendements observés, représentative des enjeux de la zone d'étude, des pratiques et de sa complexité biophysique. Ainsi dans la première partie de ce manuscrit j'ai présenté l'approche qui a été développée lors de la thèse de **B.Ndao** permettant de mettre en place une stratégie d'échantillonnage spatialisée et tenant compte du gradient de la diversité paysagère, avec un cas d'application au parc agroforestier à *F. albida* du Sénégal (Partie 1). A partir de cela, nous avons pu collecter pendant 3 ans des données de rendement sur le mil, toujours collectées selon le même protocole, et cette base de données a constitué le cœur de mes recherches ces dernières années.

L'expérience joue également un rôle fondamental dans les démarches empiriques. Les expérimentations sur le terrain, à l'échelle de l'arbre, dans les parcs agroforestiers à *F. albida* ont depuis longtemps mis en évidence le rôle de l'arbre sur la conservation de la biodiversité, l'amélioration de la fertilité du sol et de la production agricole (Bayala et al., 2014; Duriaux Chavarría et al., 2018; Peltier, 1996) *via* une amélioration du recyclage des nutriments, de la rétention de l'humidité dans le sol et du microclimat (Kho et al., 2001; Sida et al., 2018). Cependant très peu d'études se sont attachées à l'évaluation de l'effet des parcs agroforestiers sur la productivité à l'échelle du paysage (Hadgu et al., 2009). La télédétection quant à elle, en permettant une mesure physique sur le développement spatio-temporel des systèmes agroforestiers, peut aider à mieux caractériser et prendre en compte ces interactions arbres-cultures et ces impacts sur la productivité. Cependant, la plupart des études récentes mobilisant des données types Sentinel-2 ou PlanetScope, dont la résolution spatiale est adaptée à la complexité du parcellaire agricole, masquent tout simplement les arbres pour ne garder que des pixels purs et négligent alors cet effet de l'arbre dans leur estimation (Lambert et al., 2018). Aussi pour le cas du mil sous parcs agroforestiers à *F. albida* j'ai proposé de revisiter ces questions d'estimation des rendements et d'évaluer si l'inclusion d'informations relatives à la structure du parc permettait d'améliorer la précision des modèles (Leroux et al., 2020). Pour se faire j'ai mobilisé une série temporelle multi-sources Sentinel-2, RapidEye et PlanetScope à partir de laquelle plusieurs indices de végétation ont été calculés ainsi que leur intégrale sur des pas de temps de 5 jours et avec décalage de 5 jours. Trois variables sur la structuration du parc arboré ont également été dérivées à partir du seuillage sur une image PlanetScope afin d'isoler les arbres : le nombre d'arbres par parcelle, la densité d'arbres et la couverture ligneuse. Des modèles de régression linéaire simple ont ensuite été calibrés, avec ou sans variable liée aux arbres. J'ai montré que l'intégration d'information sur la structuration du parc permettait d'améliorer la précision du modèle d'estimation du rendement du mil, avec une précision de 70% (RRMSE = 28%) pour le modèle combinant le Green Difference Vegetation Index sur la période 50-65 jours après le démarrage de la saison et le nombre d'arbres par parcelle (FIGURE 23).

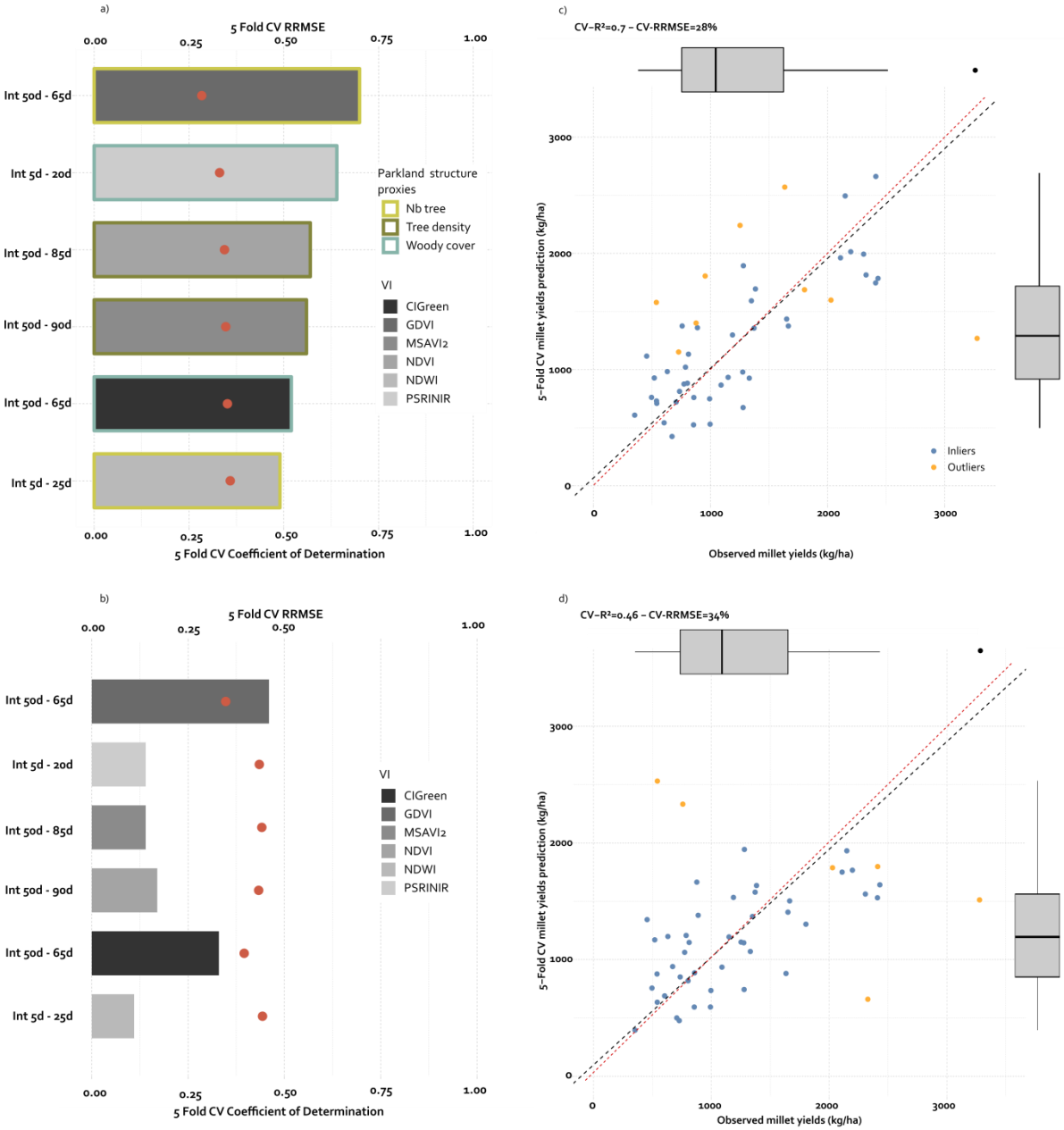


FIGURE 23. RESULTATS DE LA VALIDATION CROISEE (R^2 EN BARRE ET RRMSE EN POINT) POUR LE MEILLEUR MODELE DE REGRESSION LINEAIRE SIMPLE CALIBRE AVEC LA COMBINAISON INDICE DE VEGETATION X STRUCTURE DU PARC (A ET C) ET INDICE DE VEGETATION UNIQUEMENT (B ET D) (LEROUX ET AL., 2020).

Ce premier travail de modélisation empirique a également mis en évidence la sensibilité des modèles d'estimation au cycle phénologique de la plante. En effet, en raison de la variabilité spatio-temporelle des caractéristiques environnementales et des pratiques de gestion, des temporalités différentes sont couramment observées entre parcelles pour les stades de développement de la plante. Ainsi, l'utilisation d'indices de végétation cumulés (ou intégrés) peut aider à limiter les variations dans le signal et la robustesse des modèles (Leroux et al., 2019; Mkhabela et al., 2005; Rasmussen, 1992). Pour la thèse de **B.Ndao**, nous avons cette fois-ci choisi de mettre l'accent sur l'utilisation de métriques phénologiques combinées avec une approche par apprentissage automatique (Random Forest) pour affiner les estimations de rendement (**Ndao,**

2022b). Dans ce cadre, B.Ndao a mobilisé des séries temporelles Sentinel-2 pour les 3 années de données, interpolées au pas de temps de 5 jours et desquelles plusieurs indices de végétation ont été calculés, exploitant la richesse spectrale permise par le capteur (NDVI, MNDVI mobilisant le SWIR et NDRE mobilisant le RedEdge). Des cumuls décadaires successifs et progressifs de la première à la dernière date de la série temporelle ainsi que des métriques phénologiques dérivées de TIMESAT (e.g. date de début de la saison, amplitude, date de fin de la saison) ont ensuite été dérivés. Les précisions obtenues en validation étaient assez similaires entre les indices, variant entre 0.56 et 0.58 (R=0.76 pour MNDVI, R=0.76 pour NDRE et R=0.75 pour NDVI) (Figure 24). L'analyse des variables d'importance a également permis de mettre en évidence le rôle prépondérant de l'information comprise pendant la fin de la période végétative, soit au moment de l'initiation et formation paniculaire, ainsi qu'au moment du pic de l'activité chlorophyllienne correspondant à la floraison.

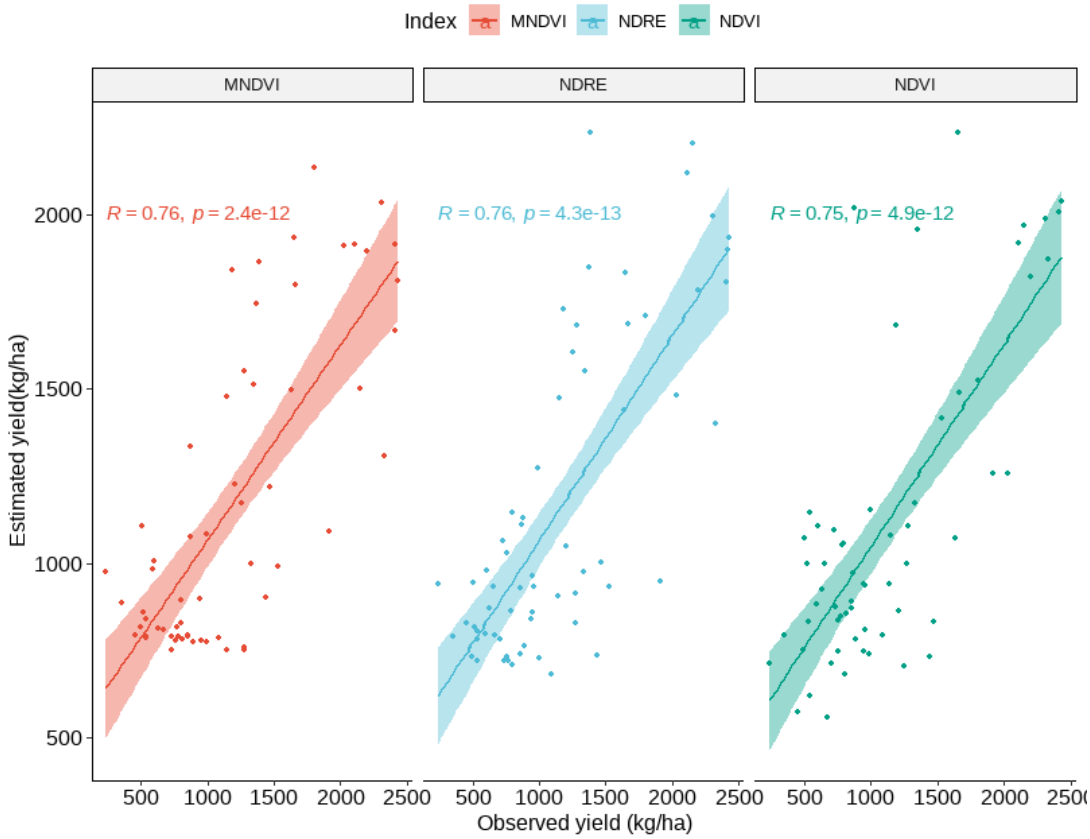


FIGURE 24. REGRESSION LINEAIRE ENTRE LES RENDEMENTS OBSERVES ET LES RENDEMENTS PREDITS PAR LE MODELE PAR MACHINE LEARNING (RANDOM FOREST) POUR LES 3 INDICES DE VEGETATION (MNDVI, NDRE ET NDVI). ADAPTE DE NDAO (2022B).

En raison de leur simplicité de mise en œuvre, et de leur potentiel pour passer à l'échelle, les approches par modélisation empirique occupent une place importante dans la littérature sur la modélisation des rendements. Néanmoins, elles restent valides que pour la gamme de variabilité d'observation pour laquelle elles ont été calibrées. En revanche, de par leur capacité de prédiction des valeurs cibles comme le rendement sans hypothèse préalable, les méthodes d'apprentissage automatique comme les réseaux de neurones artificiels (Fieuzal and Baup, 2017) peuvent pallier

à certaines limites des approches par modélisation empirique. Un certain nombres d'études a donc fleuri ces dernières années sur l'utilisation de deep learning pour l'estimation des rendements (Jiang et al., 2019; Luo et al., 2022; Yang et al., 2019). Cependant, tout comme pour la cartographie de l'utilisation du sol, à ma connaissance il n'y a que peu, voire pas, d'études dans le cas de la petite agriculture familiale en Afrique sub-Saharienne, en particulier pour des questions de disponibilité de données d'observation de qualité et quantité suffisante. Bénéficiant d'un jeu de données de rendements cohérents pour 3 années au Sénégal, dans le cadre de la thèse de **J.E. Gbodjo** nous avons donc décidé de tester le potentiel des approches de deep learning pour l'estimation des rendements dans un environnement contraint en données, par rapport aux approches traditionnellement employées (modélisation empirique ou machine learning) (**Gbodjo et al., 2021**). Pour ce faire des séries temporelles multisources Sentinel-1 et Sentinel-2 ont été utilisées et deux méthodes de deep learning (Long Term Short Memory [LSTM] et Convolutional Neural Networks [CNN]) ont été comparées à des approches traditionnelles (régression linéaire, régression ridge, forêts aléatoires et perceptron multi-couche). Nous avons également testé différentes combinaisons de variables (optique, radar, indice de végétation). **J.E. Gbodjo** a montré qu'une approche par deep learning comme CNN combinant des indices de végétation optique et radar permettait de capter 46% de la variabilité du rendement tandis que des approches classiques par Random Forest permettaient elles de capter 51% de la variabilité (Figure 25A). Une analyse plus fine pour cette dernière approche a également permis de mettre en évidence que la période permettant une estimation optimale et stable des rendements se situait à partir de la mi-octobre, soit en fin de cycle (Figure 25B).

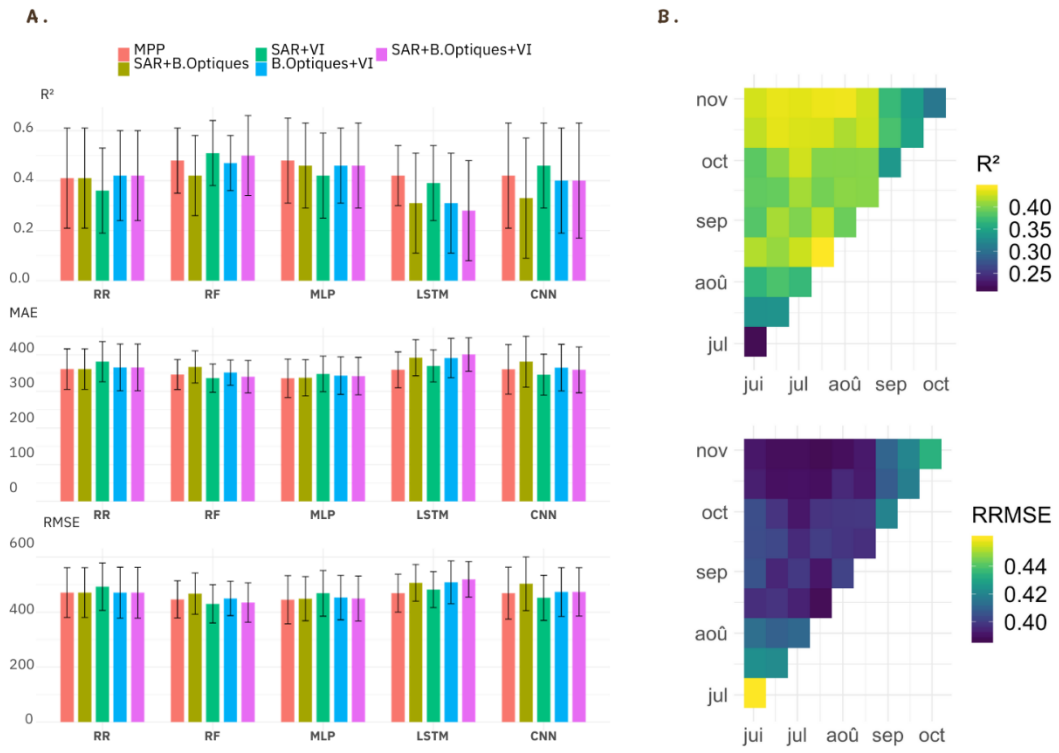


FIGURE 25. ESTIMATION DES RENDEMENTS PAR DEEP LEARNING. A) COMPARAISON DES PERFORMANCES MOYENNES DES APPROCHES POUR DIFFERENTS SCENARIOS DE COMBINAISON D'INFORMATION. B) PERFORMANCES MOYENNES POUR

RANDOM FOREST COMBINANT INDICES DE VEGETATION OPTIQUE ET RADAR POUR DIFFERENTES FENETRES TEMPORELLES AU COURS DE LA SAISON CULTURAL. ADAPTE DE **GBODJO ET AL. (2021)**.

Simplicity behind complexity - S'il faut tirer une leçon de ces travaux sur l'utilisation d'approches de modélisation empirique et apprentissage automatique à partir des données de télédétection « seules », je dirais qu'à ce jour notre capacité à estimer les rendements céréaliers pour des paysages agricoles complexes réside dans la simplicité des approches utilisées. En effet, des trois approches testées, la plus performante est la plus simple, reposant uniquement sur un modèle de régression linéaire à deux variables. Considérant le récent engouement pour les approches de deep learning et les très bons résultats obtenus par ailleurs (e.g. Luo et al., 2022; Yang et al., 2019), cette conclusion peut sembler surprenante, mais, la mise en perspective avec les données qui sont disponibles pour l'apprentissage des modèles, montre clairement que nous sommes encore très loin du scénario idéal en terme de volume de données pour tirer profit des avantages de ces approches.

L'« UNCALIBRATED APPROACH » : UNE MODELISATION EMPIRIQUE COMBINANT DONNEES DE TELEDETECTION ET SORTIE DE MODELE DE CROISSANCE DE PLANTE

Mes travaux sur la modélisation empirique et apprentissage automatique à partir de données de télédétection seule mettent donc en évidence toute la complexité de la question de l'estimation des rendements céréaliers en contexte de petite agriculture en Afrique au sud du Sahara. Il y a une contradiction apparente entre le volume sans précédent de données que nécessite les approches modernes de machine/deep learning et la réalité du terrain marquée par la difficulté d'obtenir des données de rendements de qualité et en quantité suffisante dans cette région du monde. A cela s'ajoute également la faible qualité des statistiques agricoles dans ces pays. En 2017, un rapport de la Banque Africaine de Développement visant à évaluer l'ASCI (Agricultural Statistics Capacity Indicator) pour les pays africains a mis en évidence que près de la moitié des pays du continent avait un ASCI modéré à très faible (African Development Bank, 2017). Au cours de la dernière décennie, plusieurs études, majoritairement conduites par l'équipe de David Lobell à Standford University, ont testé des approches dites « non-calibrées » (« uncalibrated approach »). Il s'agit en fait de calibrer les modèles empiriques non pas à partir d'observations de terrain mais à partir de sorties de modèles de croissance de plante qui eux ont été calibrés et validés pour les cultures et zones d'intérêts (Figure 22B). On comprend donc aisément l'avantage de cette approche qui permet d'augmenter considérablement la taille du jeu de données. Des résultats très prometteurs ont été obtenus lorsque comparés à des données de terrain aux Etats-Unis (Azzari et al., 2017; Lobell and Azzari, 2017) et en Afrique (Burke and Lobell, 2017; Jin et al., 2019, 2017a) suggérant donc que cette approche peut être une alternative pour les environnements particulièrement contraints en termes de données de terrain. Ainsi lors de mes travaux conduits peu après la fin de ma thèse, j'ai testé cette « uncalibrated approach » combinant données de télédétection, modélisation des cultures et modélisation statistique (Leroux et al., 2019, FIGURE 26), appliquée au cas du maïs au Burkina Faso. Pour ce faire des indices de végétation, de température du couvert issues des données MODIS, et des informations sur l'humidité de surface du sol dérivées de SMOS ont été utilisées. Des modèles linéaires (régression linéaire multiple) et non-linéaires (Random Forest) ont été calibrés à partir des sorties du modèle de

croissance de plante SARRA-O, calibré et validé pour les principales cultures céréalières sahéliennes (Baron, 2019). SARRA-O est la version spatialisée du modèle SARRA-H (Baron, 2019) implémentée sous la plateforme de modélisation Ocelet (Degenne and Lo Seen, 2016). Les résultats ont montré que (1) le modèle non-linéaire permettait une meilleure estimation des rendements en fin de saison (cv-R^2 = 54% pour la régression linéaire multiple contre cv-R^2 = 59% pour Random Forest), (2) les variables d'humidité de surface du sol, utilisées comme proxy à l'eau disponible dans le sol pour la croissance du maïs, et les variables de température du couvert, permettaient d'améliorer la précision du modèle Random Forest, en particulier en favorisant une meilleure estimation du stress hydrique de la plante au cours de la phase de floraison et (3) le modèle Random Forest prédisait 53% de la variabilité des rendements deux mois avant la récolte lorsque comparés avec les rendements simulés par SARRA-O et 46% de la variabilité des rendements lorsque comparés à des données observées agrégées à l'échelle des villages. Ces travaux menés avec mes collègues de l'UMR TETIS du Cirad et d'IsardSAT en Espagne ont donc montré qu'une approche dite « non-calibrée » pouvait être une alternative tangible aux approches classiques pour estimer et prédire les rendements céréaliers pour des environnements où les données de terrain sont rares, comme c'est le cas dans la plupart des pays du continent africain.

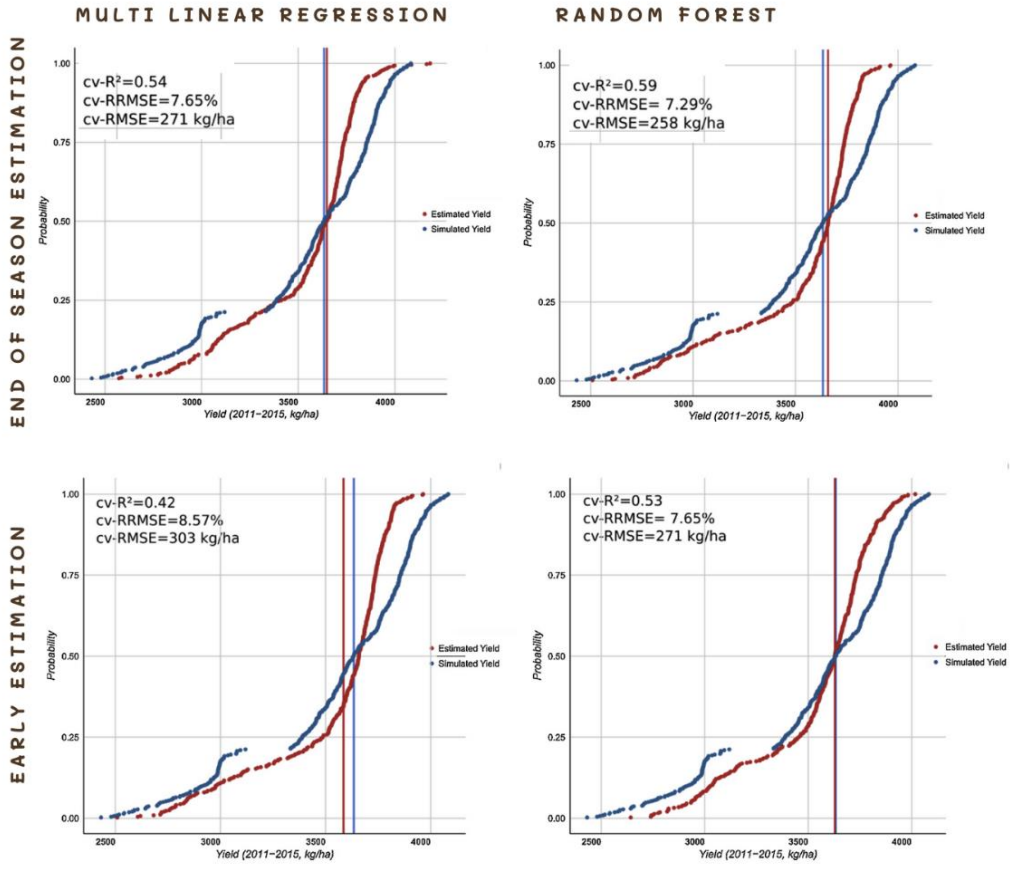


FIGURE 26. ESTIMATION DES RENDEMENTS DU MAÏS AU BURKINA FASO PAR "UNCALIBRATED APPROACH". COMPARAISON ENTRE UN MODELE DE REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE ET UN MODELE PAR RANDOM FOREST POUR L'ESTIMATION DES

RENDEMENTS EN FIN DE SAISON (END OF SEASON ESTIMATION) ET LA PREDICTION DES RENDEMENTS EN COURS DE SAISON (EARLY ESTIMATION). ADAPTE DE LEROUX ET AL. (2019).

VERS UNE TENTATIVE D'ASSIMILATION DES DONNEES DE TELEDETECTION DANS LES MODELES DE CROISSANCE DE PLANTE

Enfin la troisième approche que j'ai testée est l'assimilation de données de télédétection dans les modèles de croissance de plante (Figure 22C). Un certain nombre d'articles d'inventaire de la littérature ont été publiés ces dernières années faisant l'état de l'art de l'assimilation de données de télédétection dans les modèles de croissance de plante (Huang et al., 2019; Jin et al., 2018). Il s'agit principalement de dériver des variables d'états du couvert (e.g. LAI, Fapar, FCover) et de les assimiler dans les modèles de croissance de plante afin d'améliorer la précision de l'estimation des variables d'états du couvert ou des rendements par ces derniers. Pour cela trois approches peuvent être employées : (1) la calibration où les paramètres initiaux du modèle de croissance de plante sont ajustés pour obtenir une cohérence optimale entre les données de télédétection et les variables d'états simulées par le modèle, (2) le forçage où les données de télédétection sont directement utilisées pour remplacer les variables simulées par le modèle et (3) la mise à jour où les variables d'état simulées par le modèle sont ajustées en continue en minimisant l'écart avec les données de télédétection. Si de nombreux travaux d'assimilation ont été conduits un peu partout dans le monde et pour différents types de culture, comme la canne à sucre (Morel et al., 2014), le riz (Zhou et al., 2019), le maïs (Ines et al., 2013; Kang and Özdoğan, 2019; Zhao et al., 2013), le blé (Chen et al., 2018; Tewes et al., 2020), ou encore le coton et la pomme de terre (Linker and Ioslovich, 2017), force est de constater que très peu de travaux avaient été faits dans le contexte de la petite agriculture familiale et en particulier en Afrique sub-Saharienne. Bien qu'ayant une petite idée de la raison de ce faible niveau d'application de l'assimilation pour mes zones d'intérêt, j'ai tout de même effectué quelques tentatives au Burkina Faso et au Sénégal lors des stages de **Cyrille Ahmed Mindigoyi** et **Marie Ruillé**, respectivement en 2017 et 2020. Pour le cas du Burkina Faso, Cyrille a travaillé sur l'assimilation par forçage d'information sur la phénologie dérivée de séries satellitaires dans le modèle SARRA-O afin d'évaluer l'impact de l'assimilation sur les performances du modèle pour estimer les rendements du maïs sur le territoire de Koumbia au Burkina Faso (**Mindigoyi, 2017**). En particulier nous avons travaillé sur le forçage de la date d'émergence dérivée des données NDVI MODIS. Le stage de Cyrille a montré que le modèle SARRA-O permettait de capter une bonne partie de la variabilité des rendements observés à l'échelle parcellaire et ce quel que soit l'année (R^2 entre 0.67 et 0.86 pour SARRA-O sans assimilation et R^2 entre 0.64 et 0.81 pour SARRA-O avec assimilation) (Figure 27A). Cependant compte tenu de la grande variabilité des rendements à l'échelle parcelle sur la zone, nous avons conclu que le modèle était assez peu sensible à l'assimilation. Cela signifie que si l'assimilation n'améliore pas les capacités prédictives de SARRA-O, elle a au moins le mérite de permettre des performances similaires ouvrant la possibilité de simuler le rendement du maïs avec des performances acceptables sur les zones où les dates d'émergence observées sont manquantes. Pour le cas du Sénégal, **Marie Ruillé** a quant à elle travaillé sur l'assimilation par forçage de données LAI (Leaf Area Index) dérivées d'une série temporelle multi-sources PlanetScope, Sentinel-2 et RapidEye dans le modèle STICS pour l'estimation des rendements du mil (**Ruillé, 2020**). Les résultats du stage ont montré que le modèle STICS avec ou sans

assimilation prédisait les rendements du mil avec une très grande erreur (RRMSE > 50%), mais que l'assimilation d'un LAI télédétecté permettait une légère amélioration des prédictions (Figure 27B). La recherche n'est pas tout le temps fait de réussite, comme l'atteste ces deux tentatives infructueuses, mais se sont aussi les échecs qui font avancer la réflexion et donc la recherche. Dans le second cas, STICS à l'époque n'avait pas été calibré pour le mil et nous avons donc fait un premier essai de calibration du modèle à partir d'un jeu de données à la fois en station expérimentale et dans un réseau de parcelles d'agriculteurs que nous avions à notre disposition. Depuis le stage de **Marie Ruillé**, un important effort de calibration de STICS du mil pour le cas du Sénégal a été fait dans le cadre de la thèse de **Sidy Sow** (**Sow et al., 2024**), il serait donc intéressant de renouveler l'expérience à la lumière des améliorations du côté du modèle.

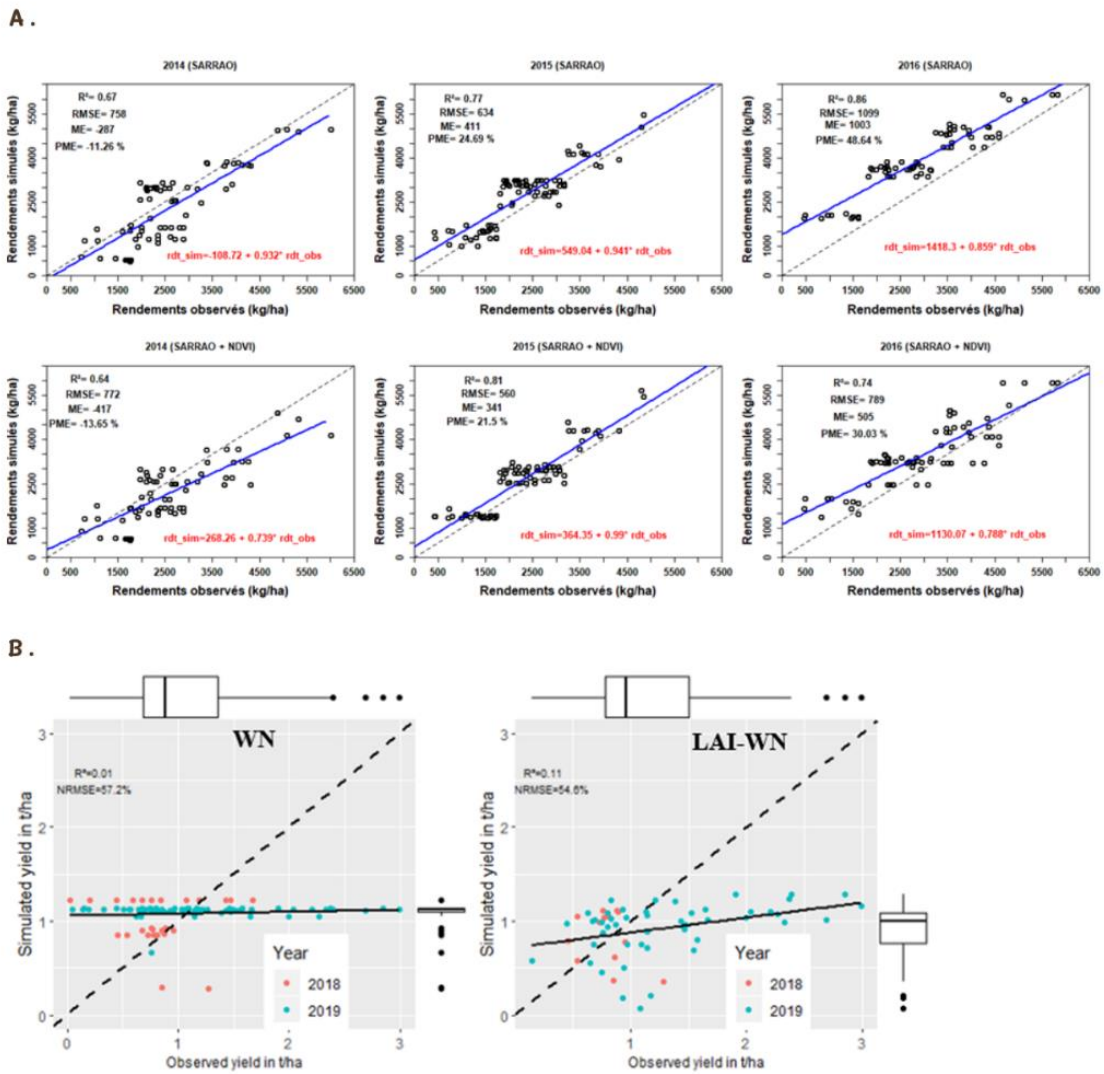


FIGURE 27. ILLUSTRATION DES TRAVAUX SUR L'ASSIMILATION DE DONNEES DE TELEDETECTION DANS LES MODELES DE CROISSANCE DE PLANTE. A) ASSIMILATION DES DATES DE DEBUT DE SAISON DERIVEES DE SERIES DE NDVI MODIS DANS LE MODELE SARRA-O AU BURKINA FASO. B) ASSIMILATION DU LAI DERIVE D'UNE SERIE MULTI-SOURCES (SENTINEL-2, PLANET, RAPIDEYE) DANS LE MODELE STICS AU SENEGAL. ADAPTE DE **MINDIGOYI, (2017)**; **RUILLE (2020)**

Suivi des parametres de croissance du mil

Comme mentionné en introduction de cette partie, j'ai intégré l'UPR AIDA du Cirad avec pour mission principale de travailler sur le suivi des rendements et les méthodes d'estimation des rendements par télédétection. Cela signifie donc travailler sur les rendements directement, mais également sur d'autres variables renseignant les propriétés biophysiques des couverts cultivés tels que le FCover (green Fraction of Vegetation Cover) ou le LAI (Leaf Area Index). Ces variables, marqueur de l'interface végétation-atmosphère, jouent un rôle essentiel dans les processus écologique, biophysique ou biogéochimique. Ce sont en particulier des paramètres importants pour l'estimation et la prédiction des rendements dans les modèles de croissance de plantes. En effet, les études portant sur l'assimilation de données de télédétection dans les modèles de croissance de plante se basent principalement sur l'assimilation de ces deux variables (Huang et al., 2019; Jin et al., 2018). Ainsi la première partie de la thèse d'**I. Diack** a été consacrée à l'estimation du FCover du mil par combinaison de données drone et satellite au Sénégal (**Diack et al., 2024**). En parallèle de cela, dans le cadre d'une Action Incitative CRESI du Cirad, j'ai également proposé d'évaluer le potentiel des données Sentinel-2 pour l'estimation du LAI sur des couverts hétérogènes, en prenant comme exemple le cas du mil au Sénégal (Leroux et al., In prep).

Evaluer l'apport du drone en combinaison de donnees Sentinel-2 pour l'estimation du FCover

Lorsque j'ai commencé ma carrière de chercheuse en 2012, les drones étaient encore peu présents dans la sphère scientifique comme publique. Mes collègues de l'époque travaillant avec cette technologie faisaient figure de précurseurs. Aujourd'hui les drones ne sont pas seulement omniprésents dans la vie de tous les jours, ils sont également devenus des outils incontournables pour la recherche, notamment grâce à une diminution des prix et à leur facilité d'utilisation. Une rapide recherche dans Scopus permet de voir que le nombre de publications scientifiques mobilisant les drones (tous domaines confondus) a été multiplié par 80 entre 2000 et 2022 (Figure 28). Equipés de capteurs visibles et ou multi (hyper) spectraux, ces drones ouvrent des opportunités sans précédent en termes d'acquisition de données à distance sur les éléments de la surface terrestre et en particulier les surfaces cultivées. Dans le cas particulier des paysages agricoles hétérogènes et complexes, les données drone représentent un avantage certain sur les données satellitaires traditionnellement utilisées pour le suivi des couverts cultivés : (1) acquisition d'informations à forte répétitivité temporelle, et à très haute résolution spatiale, (2) très faible sensibilité à la couverture nuageuse (Hall et al., 2018) et (3) estimation de la variabilité et hétérogénéité intra-parcellaire (Hall et al., 2018; Schut et al., 2018).

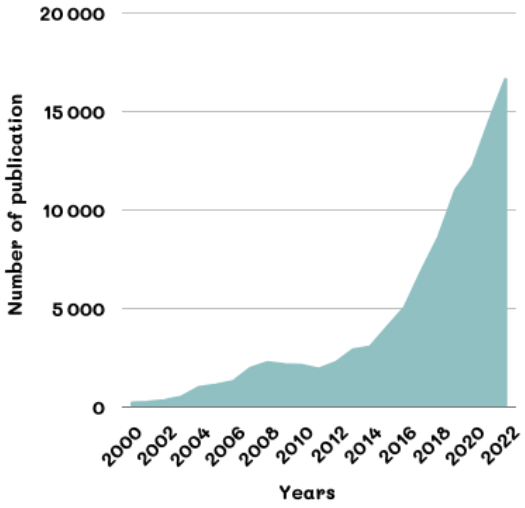


FIGURE 28. EVOLUTION DU NOMBRE DE PUBLICATIONS SCIENTIFIQUES COMPORTANT LES MOTS 'UAV', 'UAS' OU 'DRONE' DANS LEUR TITRE, RESUME OU MOTS CLES (SOURCE : SCOPUS).

L'une des variables clés dans le suivi de la végétation est le FCover qui se définit comme la fraction du sol couverte par de la végétation verte et permet donc de quantifier le taux de couverture de la végétation. Cependant l'acquisition d'information terrain représentative de la variabilité intra-parcellaire du FCover pour la calibration des modèles basés sur des images satellitaires est longue et fastidieuse. Un certain nombre d'études ont par ailleurs montré le potentiel des images drones pour l'obtention d'information continue sur le FCover et pouvant s'apparenter à des données de terrain ('quasi-ground truth') (Hall et al., 2018; Riihimäki et al., 2019). Ainsi pour la thèse d'**I. Diack**, nous avons proposé de combiner des données FCover dérivées d'imagerie drone avec des images satellite Sentinel-2 pour estimer le FCover du mil dans les paysages agroforestiers du bassin arachidier sénégalais (**Diack et al., 2024**). Pour ce faire, le FCover a été calculé sur une grille de 3 m x 3 m à partir du seuillage d'un indice de végétation (Excess Green) obtenu par drone et ce pour 6 dates au cours de la saison culturale 2021. Ces FCover ont ensuite servi de (quasi) vérité terrain et plusieurs approches basées sur du machine learning ont été testées pour calibrer un modèle d'estimation du FCover à partir des données Sentinel-2. Le modèle obtenu mobilisant l'ensemble de la série temporelle combiné avec un algorithme par Random Forest a permis de capter près de 73% de la variabilité du FCover observé en validation (Figure 29A). L'analyse des diagrammes de densité en fonction des dates montrent également une distribution spatiale plus hétérogène du FCover au fur et à mesure que la saison progresse (Figure 29B). Enfin la comparaison visuelle du FCover dérivé du drone et du FCover obtenu par la combinaison drone-Sentinel-2 montre dans l'ensemble une bonne cohérence en termes de variabilité spatiale et temporelle (Figure 29C). Afin de vérifier la reproductibilité de l'approche, le modèle a été appliqué l'année suivante en 2022 et a permis d'obtenir des performances similaires à celles obtenues lors de la phase de calibration en 2021. Si ce type d'approche a déjà été testé sur d'autres types d'écosystèmes et sous d'autres latitudes, les résultats du travail de thèse d'**I. Diack** peuvent être considérés comme pionniers pour les systèmes sur lesquels nous travaillons. En particulier, nous avons montré que la combinaison du drone et du satellite était une approche à

ne pas négliger pour cartographier les propriétés des couverts cultivés dans des paysages agricoles complexes, en particulier lorsque l'environnement rend complexe l'acquisition de données de terrain. Bien évidemment, ceci n'est qu'un premier pas sur un chemin qui en compte de nombreux autres. La méthode doit maintenant être testée sur d'autres paysages agricoles en petite agriculture familiale, pour différentes cultures et pratiques culturales.

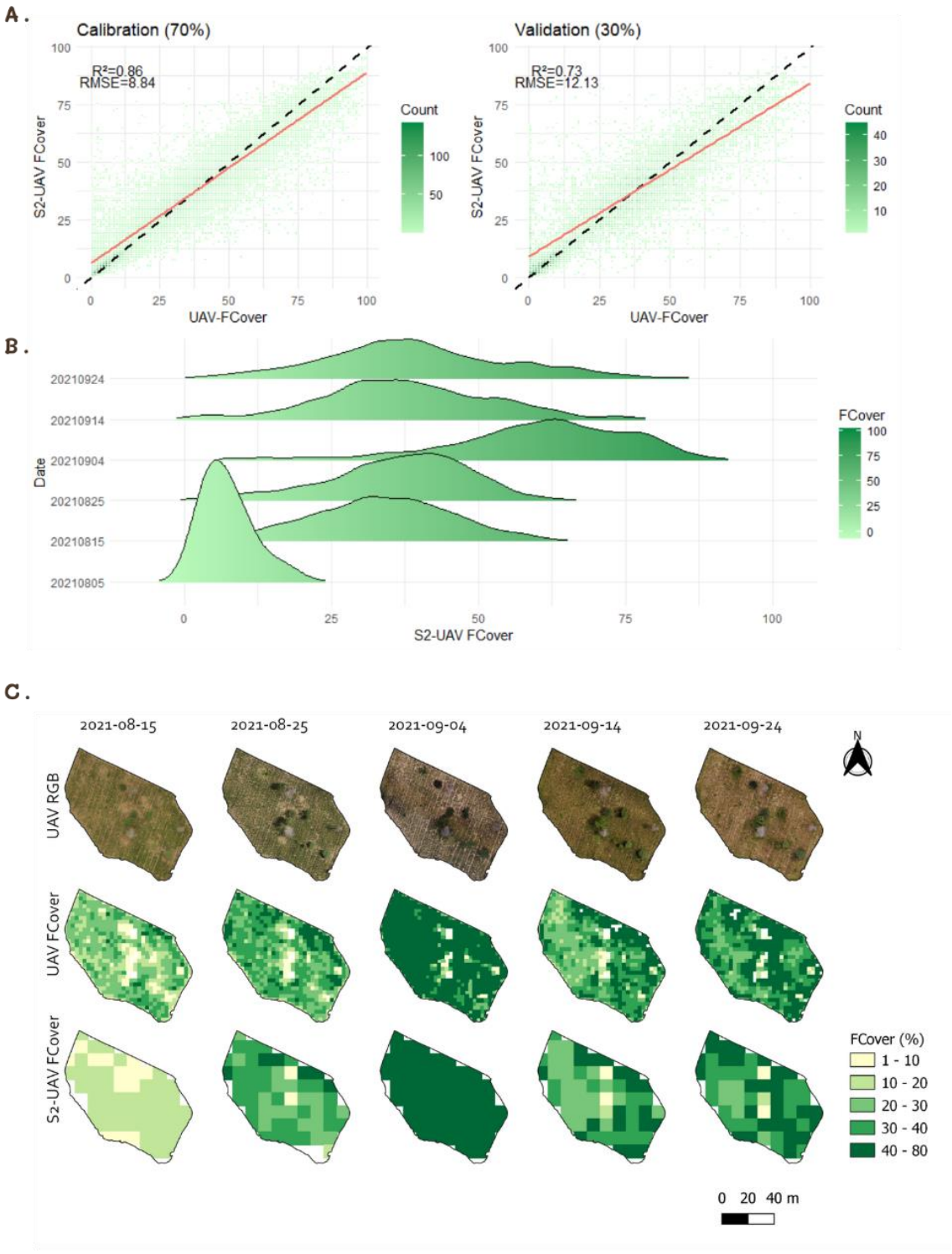


FIGURE 29. ESTIMATION DU FCOVER DU MIL A PARTIR DE LA COMBINAISON D'IMAGE DRONE ET SATELLITE (SENTINEL-2). A) COMPARAISON DES VALEURS PREDITES ET OBSERVEES POUR LA CALIBRATION (70% DU JEU DE DONNEES) ET LA VALIDATION (30% DU JEU DE DONNEES). B) COURBE DE DENSITE DU FCOVER ESTIME ET C) ZOOM SUR UNE PARCELLE MONTRANT POUR LES DIFFERENTES DATES L'IMAGE DRONE EN RGB, LE FCOVER DERIVE DES IMAGES DRONE ET LE FCOVER ESTIME PAR LA COMBINAISON DRONE-SATELLITE. ADAPTE DE **DIACK ET AL. (2024)**.

Quel potentiel des donnees Sentinel-2 pour le suivi du LAI sous couvert heterogene ? Comparaison de methodes

Lors de mon séjour au Sénégal, nous avons tous les ans effectué des suivis agronomiques de parcelles chez les agriculteurs. Parmi la batterie d'indicateurs mesurés il y avait bien évidemment le LAI (Leaf Area Index), variable fondamentale pour de nombreuses applications, et pour notre équipe à AIDA en particulier pour la calibration des modèles de croissance de plante pour les cultivars d'intérêt dans nos zones d'intervention. Nous utilisions alors une approche indirecte et non-destructive qui est celle du LAI2200-C, pour laquelle l'information sur le LAI est dérivée de l'interception de la lumière par le couvert. Cette approche est utilisée en routine et est réputée pour être très performante par rapport aux autres méthodes indirectes. Seulement, dans notre cas où il fallait couvrir un réseau de parcelles parfois assez dispersées, elle s'est avérée très contraignante car les mesures doivent être faites de préférence avant le lever du soleil ou à la tombée de la nuit pour éviter les effets du rayonnement direct, ce qui limite le nombre d'acquisitions possible par jour. L'ensemble des parcelles ne pouvait être couvert sur une seule journée. La dispersion de nos dispositifs, et la nécessité d'avoir des acquisitions sur des stades de développement de la plante précis, font que l'on est obligé d'avoir plusieurs LAI2200-C de disponible en même temps. En plus du coût prohibitif de l'appareil en lui-même (11 000€), cela nécessitait de modifier les plannings des uns des autres pour le partage des appareils. Enfin, une contrainte importante est que ce sont des instruments fragiles, qui supportent assez mal le climat en saison humide, engendrant des pannes récurrentes et le renvoi de l'appareil pour réparation au fabricant tous les ans. Par conséquent, en 2021, j'ai proposé un projet à l'Action Incitative CRESI du Cirad afin de comparer différentes méthodes indirectes d'acquisition d'information sur le LAI sur des couverts hétérogènes comme c'est le cas pour le mil dans les systèmes agroforestiers, avec comme objectif sous-jacent (1) de pouvoir déterminer si l'on pouvait se passer du LAI2200-C et (2) de pouvoir acquérir un jeu de données suffisamment important pour pouvoir ensuite calibrer des modèles de télédétection. Les outils d'acquisition indirecte qui ont donc été testés sont le LAI2200-C, les photographies hémisphériques (DHP) et une application smartphone (Pocket LAI). Les LAI obtenus par ces trois méthodes ont été comparés à des LAI obtenus par méthode semi-directe, mais non-destructive, l'allométrie (Figure 30). Nous avons mis en évidence que la méthode qui permettait d'obtenir des LAI les plus proches des LAI allométriques était le LAI obtenus par photographie hémisphérique (Coefficient de corrélation de Concordance de Lin, CCC=0.79 ; Figure 30A). Nous avons également mis en évidence que le LAI obtenu par l'application smartphone PocketLAI permettait d'obtenir des résultats similaires à ceux obtenus par le LAI2200-C, avec un gain de temps considérable dans l'acquisition et un coup bien inférieur (150€ pour 3 licences + un smartphone équipé d'une bonne caméra ; Figure 30B & C).

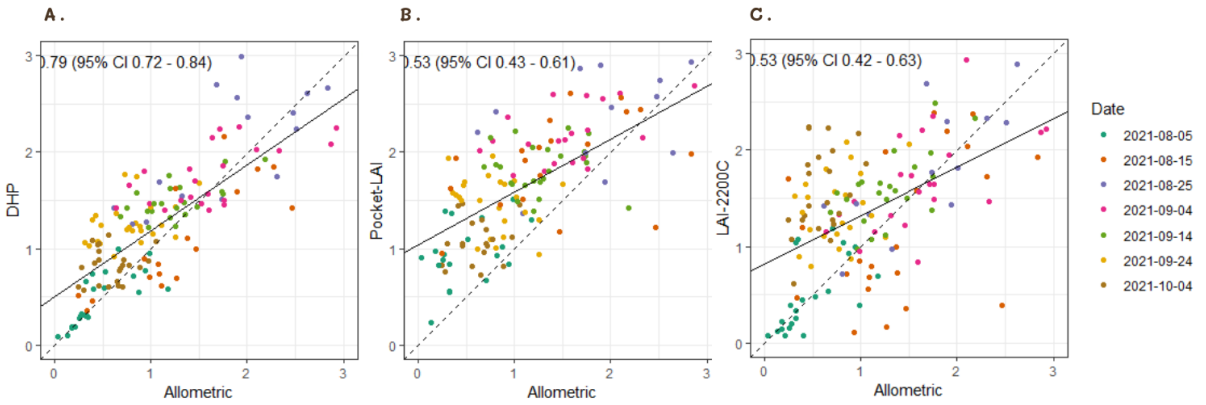


FIGURE 30. COMPARAISON DE METHODES INDIRECTES POUR LA MESURE DU LAI, A) APPAREIL PHOTO HEMISPHERIQUE, B) APPLICATION SMARTPHONE POCKETLAI ET C) LAI2200-C, AVEC DU LAI OBTENU PAR RELATION ALLOMETRIQUE (RESULTATS NON PUBLIES).

Pour répondre au deuxième objectif du projet ELISA, les LAI obtenus par photographie hémisphérique ont été utilisés pour la calibration/validation des modèles de télédétection. Et en particulier nous avons testé le potentiel des données Sentinel-2 pour estimer le LAI sur des couverts hétérogènes comme pour le mil en contexte agroforestier (Leroux et al., In prep). Pour ce faire 3 types d'approches ont été comparées : (1) modélisation statistique paramétrique (« linear » et « dose-response three parameter logistic model »), (2) modélisation statistique non-paramétrique (« Random Forest » et « Bayesian Regularized Neural Network ») et (3) modélisation physique (SNAP biophysical processor et PROSAIL[8]). Les résultats ont montré que des approches par modélisation statistique non-paramétrique permettait de capter un peu plus de 50% de la variabilité du LAI observé sur le terrain, avec une performance légèrement supérieure pour le réseau de neurone bayésien régularisé (Figure 31A & B). Au contraire les approches physiques, en particulier le module "Biophysical Processor" de SNAP, basé sur l'inversion de PROSAIL, se sont montrées assez peu performantes (R^2 inférieur à 0.40). Ceci s'explique en particulier par le fait que ces approches reposent sur l'hypothèse que la végétation est homogène, avec une distribution uniforme, et donc sont assez peu adaptées pour des couverts discontinus comme cela est le cas en général au sein des parcelles de mil. La comparaison des LAI observés avec les LAI estimés au cours du temps a également montré que les différentes approches étaient dans l'ensemble moins à même d'estimer le LAI en début de saison, lorsque le couvert est peu développé, et en particulier de capter la grande variabilité spatiale du LAI observé (Figure 31C).

[8] Inversion hybride de PROSAIL développée par J.B. Féret et F. De Boissieu: https://jbferet.gitlab.io/prosail/articles/prosail3.html

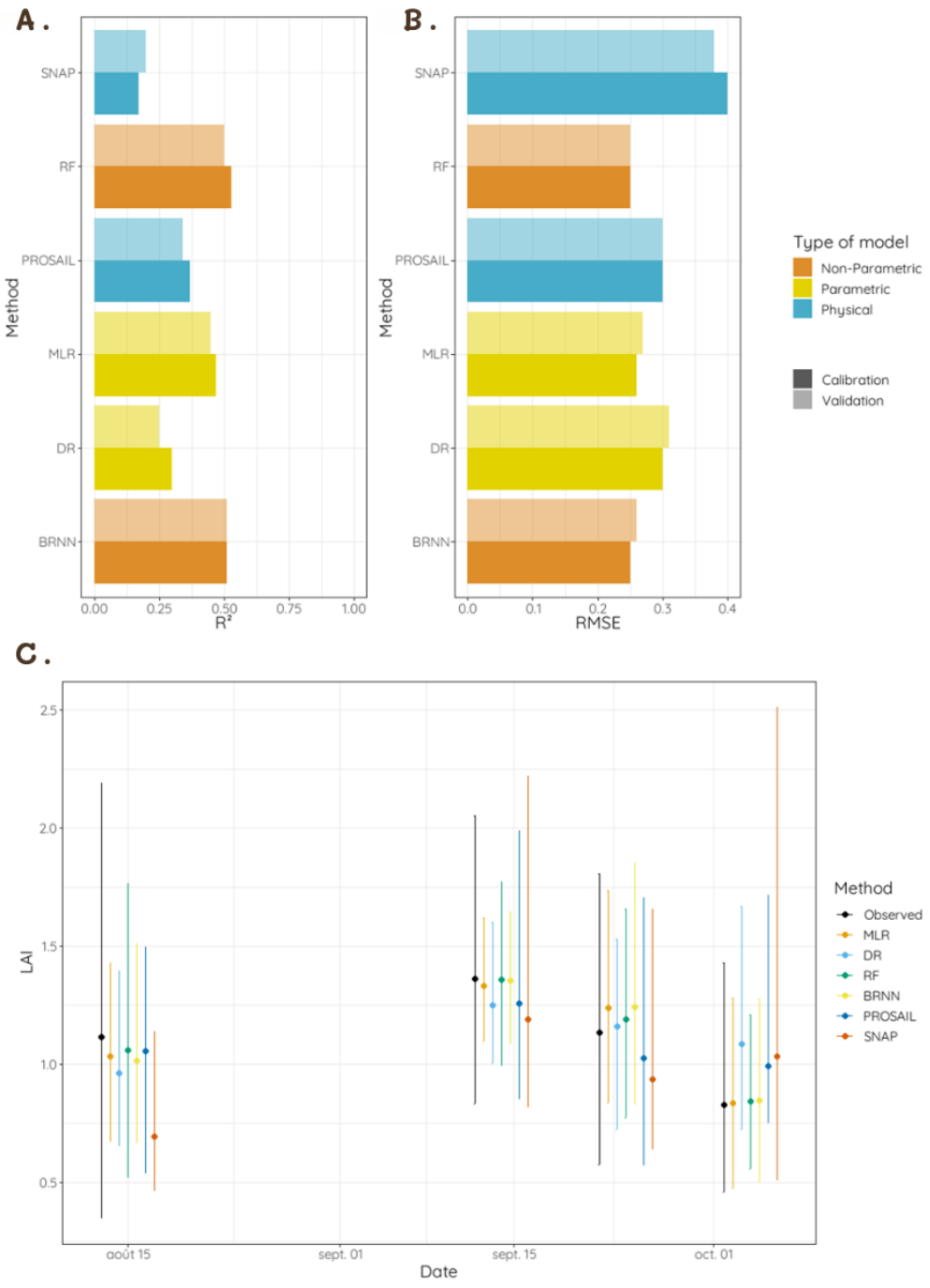


FIGURE 31. ESTIMATION DU LAI DU MIL DANS LA REGION DE NIAKHAR AU SENEGAL PAR DIFFERENTES APPROCHES. METRIQUES DE PRECISION (A - R^2 ET B - RMSE) EN CALIBRATION ET VALIDATION POUR LES DIFFERENTES APPROCHES. C) LAI MOYEN ET COEFFICIENT DE VARIATION AU COURS DU TEMPS POUR LE LAI OBSERVE PAR PHOTO HEMISPHERIQUE ET LE LAI ESTIME PAR LES DIFFERENTES APPROCHES. MLR = MULTI LINEAR REGRESSION, DR = DOSE-RESPONSE THREE PARAMETERS LOGISTIC MODELLING, RF = RANDOM FOREST ET BRNN = BAYESIAN REGULARIZED NEURAL NETWORK. ADAPTE DE (LEROUX ET AL., IN PREP).

Si les résultats de ces premiers tests d'estimation du LAI sur des couverts hétérogènes à partir de données Sentinel-2 sont plutôt modérés, ils ont néanmoins permis de mettre en évidence que (1) on peut tout à fait se passer du LAI2200-C sans compromettre la qualité des données que

l'on obtient et (2) que la combinaison de données Sentinel-2 avec des approches de modélisation par machine learning était prometteuse. Sentinel-2, de par sa richesse spectrale, temporelle et spatiale, a rebattu les cartes de la télédétection pour le suivi des cultures en contexte de petite agriculture familiale. Cependant dans le cas de couvert très hétérogène, et pour l'estimation de paramètre biophysique particulièrement sensible à la structuration du couvert, la résolution spatiale décamétrique de Sentinel-2 reste limitée. Ainsi, pour la thèse d'**I. Diack,** nous prévoyons de repartir de ces premières analyses et d'utiliser une fusion drone-satellite pour dépasser ce verrou de la résolution décamétrique.

Au-dela de la production de vegetation : Evaluation des services ecosystemiques dans le parc a F. albida

Il a longtemps prévalu dans les discours académiques mais également politiques, l'existence d'un lien causal entre production agricole et sécurité alimentaire des ménages agricoles où l'augmentation des rendements permettrait d'améliorer la sécurité alimentaire des ménages (Dury et al., 2017). Au cours de ma thèse qui portait effectivement sur l'évaluation de la production agricole en Afrique de l'Ouest pour les systèmes d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire, j'ai maintes fois eu à justifier que je ne cautionnais pas ce lien de causalité et que ma thèse ne se positionnait que sur un des piliers de la sécurité alimentaire tel que définie par la FAO. Il existe de nombreuses études menées à l'échelle locale montrant, si besoin il en était, que les chemins menant à la sécurité alimentaire des ménages ruraux étaient multiples, complexes et dynamiques (Figure 32). Force est de constater à l'aube de 2030, date limite pour l'atteinte des Objectifs du Développement Durable (United Nations, 2016), que la productivité agricole en Afrique sub-Saharienne stagne (Giller et al., 2021b) avec des rendements observés qui sont toujours bien en deçà des rendements potentiels (Affholder et al., 2013; van Ittersum et al., 2016). Ainsi les questions autour de la sécurité alimentaire en Afrique sub-Saharienne tendent petit à petit à dépasser ce lien de causalité avec la fonction de production agricole. Les enjeux actuels se portent alors davantage sur la nécessité d'augmenter la capacité des paysages agricoles à fournir plusieurs services écosystémiques, dont les paysages agroforestiers en sont le parfait exemple (Beillouin et al., 2021). A titre d'exemple, pour l'appel à projet 2023/2024 des projets Horizon Europe, dans la section « air, healthy and environmentally friendly food systems from primary production to consumption », l'appel portant spécifiquement sur la coopération Europe-Afrique pour la gestion des systèmes agroforestiers représente 19% du budget total alloué à cette section pour 11 appels ouverts[9].

[9] https://www.horizon-europe.gouv.fr/appels/bio-environnement

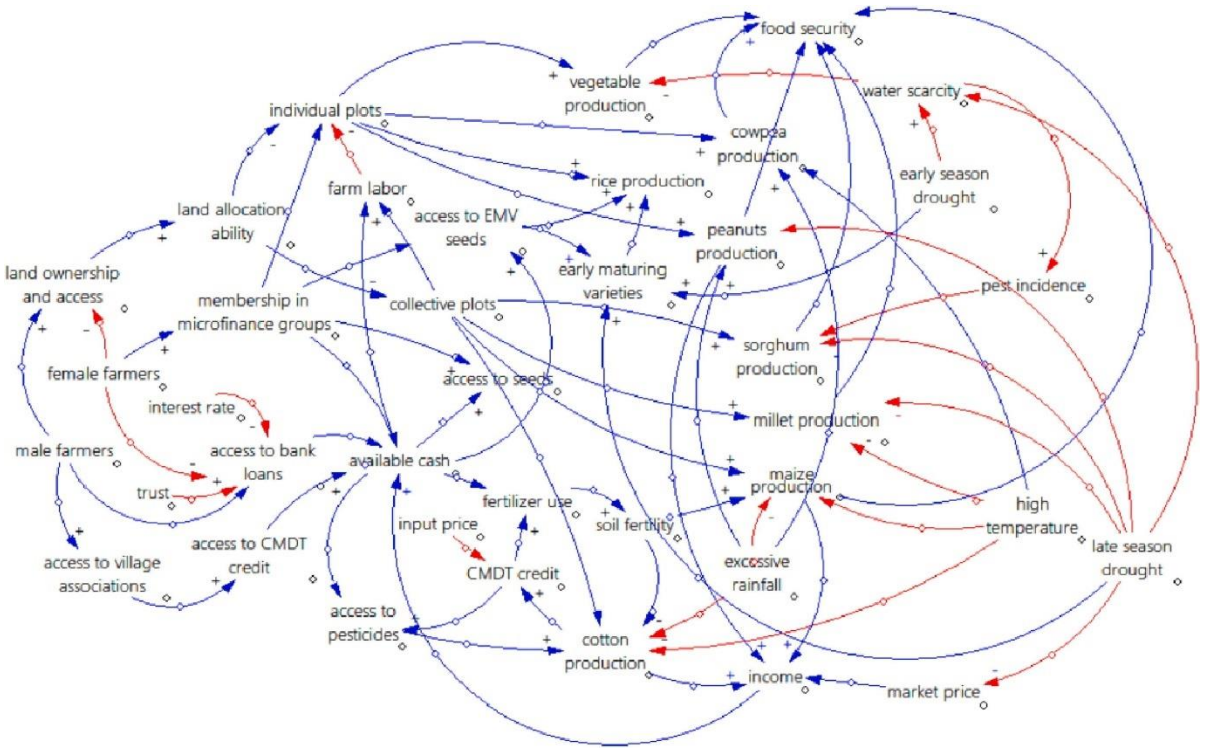


FIGURE 32. ILLUSTRATION DES LIENS ENTRE OPPORTUNITES, CONTRAINTES DES AGRICULTEURS ET SECURITE ALIMENTAIRE AU MALI (SANGA ET AL., 2021).

Ainsi dans le cadre du projet LeapAgri RAMSES2[10], j'ai proposé d'évaluer spatialement la fourniture de différents services écosystémiques (SE) dans le parc à *F. albida* du bassin arachidier, mais également de façon plus originale, de mettre en évidence les relations (synergies, compromis et pertes) entre ces différents SE (Leroux et al., 2022[11]). En effet, de nombreuses études ont été faites à l'échelle de l'arbre ou de la parcelle sur les SE fournis par *F. albida*, mais les analyses menées à l'échelle paysagère pour évaluer la répartition spatiale des SE et leurs interactions sont manquantes (Sinare and Gordon, 2015). Pour ce faire, je me suis basée sur des observations de terrain collectées pour 11 indicateurs de SE sur un réseau de 136 placettes et un pool d'informations spatiales dérivées de données de télédétection récentes (e.g. Mission GEDI[12]). Dans un premier temps, à partir d'une approche par machine learning j'ai estimé la provision de chaque SE et j'ai analysé leur hétérogénéité spatiale (Figure 33A). J'ai alors mis en évidence que la plupart des indicateurs de SE étaient bien en dessous des valeurs potentielles observées sur la zone, avec des écarts compris entre 25% et 50% du potentiel (Figure 33A). Ce résultat nous amène alors à un premier constat qui rebat les cartes de ce que l'on avait observé à l'échelle de l'arbre : le parc à *F. albida* permet la fourniture de plusieurs SE, oui, mais cela dans des proportions modérées lorsque l'on se positionne à une échelle plus large. Ensuite à partir d'une approche par scoring basée sur la distribution statistique des valeurs de chaque indicateur de SE combinée à une analyse de la co-occurrence spatiale des indicateurs deux à deux, j'ai pu cartographier les

[10] https://www.ramsesiiagroforesterie.com/

[11] https://www.cirad.fr/espace-presse/communiques-de-presse/2022/services-ecosystemiques-en-agroforesterie

[12] https://gedi.umd.edu/

relations dominantes (synergies, compromis et pertes) parmi les SE (Figure 33B). J'ai alors montré qu'à l'échelle de notre zone d'étude, il y avait davantage de compétition pour la fourniture de SE (compromis et pertes représentant 60% de la zone d'étude) que de synergie. C'est un résultat majeur car il permet de nuancer les avantages connus à l'échelle de l'arbre. Et au-delà de cela, il va s'agir également de repenser les modes de gestion des cultures et du parc agroforestier dans son ensemble et ce afin de limiter les compétitions. Si on veut améliorer les performances agronomiques et environnementales de ces parcs, on doit identifier les zones de synergies et les analyser afin de mieux en comprendre les déterminants.

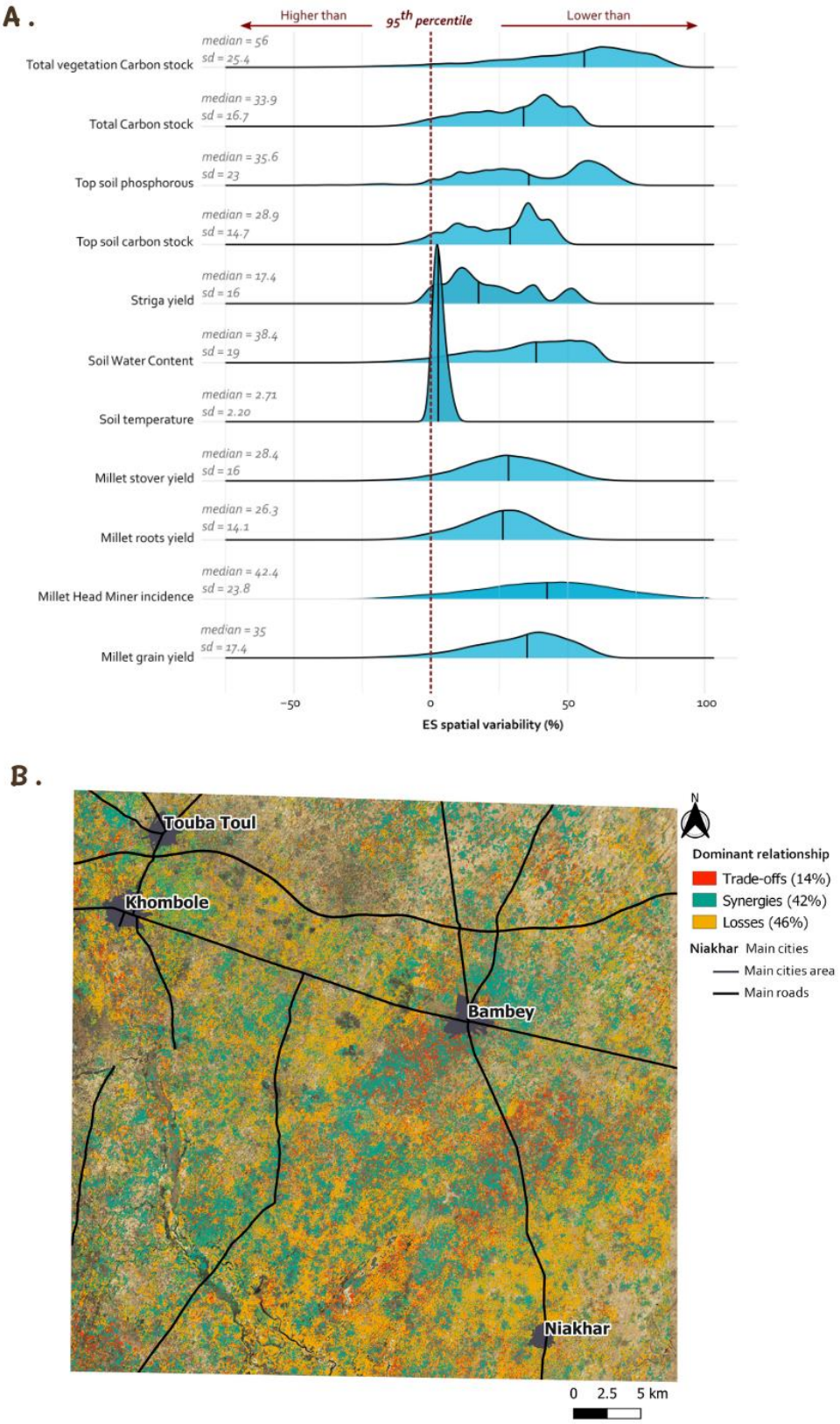


FIGURE 33. CARACTERISATION DES SERVICES ECOSYSTEMIQUES FOURNIS PAR LE PARC A *F.ALBIDA* AU SENEGAL. A) HETEROGENEITE SPATIALE POUR CHACUN DES 11 INDICATEURS DE SERVICES ECOSYSTEMIQUES. B) RELATION DOMINANTE ENTRE LES 11 INDICATEURS DE SERVICES ECOSYSTEMIQUES. ADAPTE DE LEROUX ET AL. (2022).

Conclusion partielle

Mes travaux autour des questions d'évaluation des performances agronomiques ont occupé une place centrale dans mes activités de recherche au cours de ces dernières années, et pour cause, j'ai principalement été recrutée sur cette thématique. Ainsi dans le cadre des thèses de **I.Diack**, **B.Ndao** et **J.E. Gobjo**, des stages de **M.Ruillé** et **C.A.Mindigoyi**, et de mes propres recherches, j'ai balayé un large éventail d'approches pour évaluer différentes variables indicatrices de la performance agronomique des systèmes de culture en petite agriculture familiale. La recherche n'est pas faite que de réussite et certaines approches testées comme l'assimilation de données de télédétection dans des modèles comme STICS se sont montrées peu concluantes (**Ruillé, 2020**). Néanmoins, les récentes avancées faites par différentes équipes du Cirad pour la paramétrisation de STICS sur le mil au Sénégal (**Sow et al., 2024**), combinées avec des acquisitions du satellite Venμs faites sur la zone, devraient permettre de progresser en ce sens. Par ailleurs, l'évaluation des performances agronomiques n'a de sens que si l'évaluation se fait du point de vue de l'approvisionnement (évaluation d'une quantité) au regard de la demande. Jusqu'à présent je ne me suis focalisée que sur la partie approvisionnement («supply »), mais est-ce parce que l'on va produire plus que cela va répondre à une demande des agriculteurs? C'est pourquoi, pour le projet HORIZON Europe GALILEO autour de l'agroforesterie en Afrique (accepté en Juillet 2024), je propose de revisiter ces questions d'évaluation des services écosystémiques fournies par les systèmes agroforestiers en prenant en considération la demande des agriculteurs. Pour ce faire, avec ma collègue Juliette Lairez, spécialiste de l'évaluation multicritère, nous avons proposé de combiner des approches de télédétection, observation de terrain et démarche participative pour permettre une évaluation multicritère et multi-échelle des services écosystémiques fournies par les systèmes agroforestiers en prenant en considération les opportunités et les contraintes des agriculteurs. Pour finir, de toutes ces années de recherches à aborder la question de l'évaluation des performances agronomiques sous toutes ses facettes, je retiens, tout comme pour la première partie de ce manuscrit, que nous manquons cruellement de données de terrain fiables et en quantité suffisante. Les expériences menées au Sénégal ont été rendues possibles grâce aux importants efforts que nous avons déployé pour suivre des parcelles d'agriculture sur plusieurs années. Mais cela est rarement le cas, principalement pour des contraintes de budget et de temps que cela demande. Aussi, cela n'est possible que pour des surfaces relativement restreintes. C'est pourquoi je crois particulièrement en des approches combinant télédétection et modélisation des cultures, ce que j'ai appelé ici « uncalibrated approach », où les modèles permettent d'augmenter considérablement les jeux de données, tant en quantité, mais également dans la diversité des situations qu'ils permettent de simuler. Dans le cadre de EiA sur lequel j'interviens actuellement, nous continuons d'explorer cette approche avec l'équipe NASA Harvest. En particulier nous mobilisons des données Sentinel-2 et le modèle APSIM pour estimer les rendements du maïs en Ukraine, au Malawi et en Ethiopie. A ce problème de données, je crois qu'il faut aussi s'orienter de plus en plus sur des collaborations recherche publique et secteur privé car de nombreuses compagnies, start-up, bureaux d'études autour de l'agronomie numérique ont vu le jour ces dernières années (e.g. GeoWatch[13], Digital Agriculture

[13] https://www.geowatch-labs.com/fr

Services [14]) et possèdent de nombreux jeux de données de terrain. On voit aussi maintenant de plus en plus se développer des plateformes de compétition en data sciences où se rassemblent une communauté de data scientists qui vont collaborer pour trouver la meilleure solution possible à des problèmes posés par des grands groupes de recherche ou des organisations qui mettent à disposition leur données. C'est le cas de la plateforme ZINDI[15], plateforme spécifiquement dédiée à la mise en relation de data scientists africains avec différentes organisations. Dans les années passées ZINDI a notamment proposé deux défis liés à l'estimation des rendements en Afrique à partir de la télédétection : « Africa Biomass Challenge » pour la prédiction de la biomasse du Cacao en Côte d'Ivoire et « CGIAR crop yield prediction challenge » pour la prédiction des rendements du maïs au Kenya.

Mesurer la production de vegetation et ces dynamiques en reponse aux Objectifs du Developpement Durable a l'echelle regionale

« Unless we act now, the 2030 Agenda will become an epitaph for a world that might have been». En 2023, à mi-chemin de l'échéance du programme fixé par les Objectifs du Développement Durable (ODD), António Guterres, Secrétaire Général des Nations Unies, a lancé un cri d'alarme sur les maigres progrès ayant été faits pour atteindre les cibles des différents ODD. En particulier, certaines cibles clés comme la faim ou la dégradation des terres sont en net recul. La faim continue de progresser sur l'ensemble de l'Afrique sub-Saharienne tandis que l'augmentation de la dégradation des terres y est bien plus rapide que la moyenne mondiale (Figure 34) (United Nations, 2023).

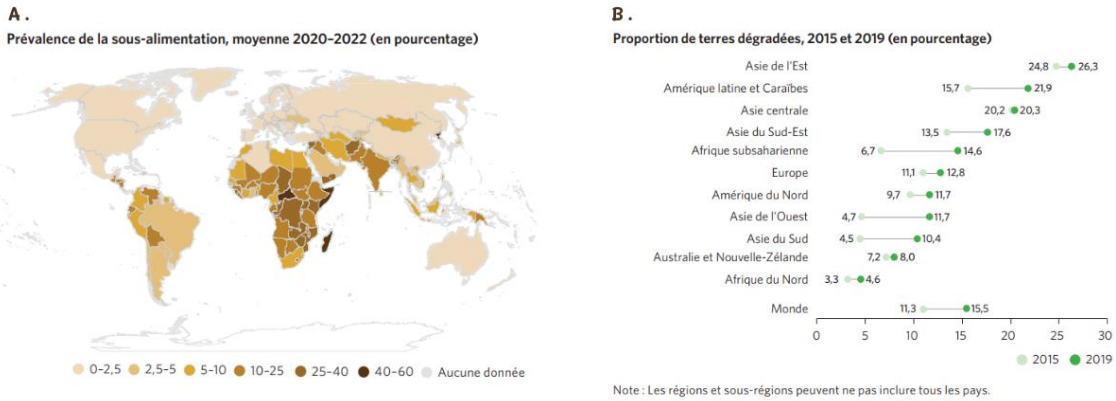


Figure 34. Illustration des tendances pour l'objectif 2 "Zero Faim" (A) et l'objectif 15 "Vie Terrestre" (B). Adapte de United Nations (2023).

Parallèlement à cela, le rapport des ODD 2023 soulève également le rôle majeur qu'ont à jouer des sources de données non traditionnelles comme les données d'observation de la Terre ou les données issues des sciences citoyennes pour mieux suivre et évaluer les indicateurs des ODD (United Nations, 2023). En effet, le rapport souligne un contraste saisissant entre un manque de données de terrain et l'augmentation sans précédent du nombre et de la qualité des données d'observation de le Terre actuellement disponibles. L'importance des données d'observation de

[14] https://digitalagriculturesservices.com/platform
[15] https://zindi.africa/

la Terre dans le suivi des ODD avait également été souligné par l'équipe de Marshall Burke plutôt en 2021 dans un article publié dans Science (Burke et al., 2021). Ils ont notamment montré que pour de nombreux indicateurs d'intérêt, les estimations faites par satellite permettent des précisions égales voir même supérieures aux méthodes traditionnelles d'évaluation de ces indicateurs. Par exemple, au Mali, Lobell et al. (2019b) ont montré que les estimations de rendement du sorgho par satellite surpassaient les estimations déclarées par les agriculteurs lorsque comparées à des carrés de rendements. Au cours de ces dernières années j'ai travaillé sur deux ODD en particulier : (1) l'ODD #2 « Zéro Faim » pour lequel j'ai mené des recherches en collaboration avec l'UMR TETIS (Bégué et al., 2023) mais également lors de la thèse d'**A. Lo** (**Lo et al., 2024, 2022**) sur l'utilisation des données de télédétection dans les systèmes de suivi de l'agriculture en Afrique de l'Ouest. (2) l'ODD #15 « Vie Terrestre » pour lequel j'ai en particulier travaillé sur la cartographie de la dégradation des terres et des drivers associés lors de ma thèse sur le Sahel (Leroux et al., 2017) puis dans le cadre de la thèse de **F. Montfort** au Mozambique (**Montfort et al., 2021**).

Contribution a l'objectif « Zero Faim » : Amelioration et evaluation des systemes de suivi de l'agriculture en Afrique de l'Ouest

En 2017-2018, j'ai eu l'occasion de conduire une expertise avec mes collègues de l'UMR TETIS pour l'AFD portant sur l'évaluation de l'utilisation des technologies spatiales pour répondre à des enjeux de politiques publiques agricoles en Afrique sub-Saharienne. A partir d'une série d'enquêtes menées auprès d'un vaste panel de représentants des acteurs du secteurs agricoles, des gestionnaires et décideurs politiques et des acteurs des technologies spatiales, au Sénégal et en Côte d'Ivoire, ainsi qu'un important travail de revue de littérature, nous avons identifiés quelles étaient les contraintes à l'utilisation de ces technologies, et notamment la difficulté à transformer un outil de recherche en un outil d'aide à la diffusion, mais également les opportunités, notamment en termes de données déjà disponibles pour répondre à des politiques publiques (Bégué et al., 2020; Tonneau et al., 2019). Parmi les outils d'aide à la décision mobilisant déjà les données de télédétection, nous avons identifié les systèmes d'alerte précoce (SAP) pour la sécurité alimentaire. Aussi très récemment, je suis revenue à une réflexion autour de l'utilisation de la télédétection pour répondre à des enjeux de sécurité alimentaire à l'échelle régionale, réflexion que j'avais laissée de côté lors de mon arrivée dans l'UR AIDA. En particulier dans la thèse d'**A. Lo**, réalisée au sein du projet DeSIRA CASSECS, nous avons proposé d'améliorer le système de suivi de la campagne pastorale du Centre de Suivi Ecologique en intégrant des information sur la disponibilité du fourrage en saison sèche (**Lo et al., 2022**) et sur la qualité du fourrage (**Lo et al., 2024, 2023**). Au cours de ma propre thèse j'avais également effectué un gros travail d'inventaire des SAP pour la sécurité alimentaire en Afrique de l'Ouest et à nouveau lors d'une collaboration avec l'UMR TETIS, nous avons proposé de comparer les informations sur la production de végétation fournies par les principaux SAP opérationnels en Afrique de l'Ouest (Bégué et al., 2023).

Prendre en compte la biomasse herbacee de saison seche et la qualite du fourrage dans le systeme de suivi de la campagne pastorale au Senegal

De 2017 à 2022 j'ai été en affectation au Centre de Suivi Ecologique (CSE[16]) de Dakar. Le CSE est spécialisé dans les suivis environnementaux et la gestion durable des ressources naturelles à partir d'informations spatiales. A ce titre, il développe un système de suivi des ressources pastorales afin d'alimenter la prise de décision en matière de gestion de l'élevage au Sénégal. Mon collègue de bureau de l'époque, Aziz Diouf, et si l'on peut dire ainsi, mon jumeau dans la recherche, avait développé au cours de sa thèse un premier modèle d'estimation de la biomasse fourragère en saison des pluies (Diouf et al., 2015). Seulement, la période sèche représente également un moment sensible dans la gestion de la ressource fourragère des zones pastorales car c'est la période la plus longue, marquée par une diminution rapide de la quantité de fourrage disponible et où par conséquent la demande se fait la plus forte. Ainsi pour sa thèse, **A. Lo** a proposé de développer un modèle d'estimation de la biomasse fourragère en saison sèche afin de compléter le modèle initial du CSE (**Lo et al., 2022**). Pour ce faire elle a mobilisé un important jeu de données de terrain de mesures de la biomasse sèche (biomasse herbacée et litière sèche) et biomasse fourragère totale incluant également les feuilles des arbres, collecté sur les 11 sites de suivi du CSE tout au long de la saison sèche. Elle a en particulier évalué le potentiel de différents capteurs (MODIS, Landsat-8 et Sentinel-2) et différents algorithmes. Adama a montré que les données Sentinel-2 combinées avec une régression linéaire multiple permettaient de capter 76% de la variabilité de la biomasse herbacée et 81% de la biomasse totale en saison sèche (Figure 35A et B). Puis, partant du constat qu'une quantité suffisante de fourrage n'était pas forcément associée à une bonne qualité de l'alimentation des animaux (i.e. en termes de valeur nutritionnelle), **A. Lo** a également travaillé sur le développement d'un modèle permettant d'estimer différentes variables reflétant la qualité nutritionnelle du fourrage en saison sèche (e.g. la teneur en protéine apportant une information sur l'azote disponible et nécessaire pour la production de lait) (**Lo et al., 2024**). A partir de données Sentinel-2 et d'informations de terrain sur la qualité nutritionnelle dérivée de l'analyse de spectre infra-rouge, elle a pu obtenir un modèle par régression linéaire multiple expliquant 70% de la variabilité de la teneur en protéine du fourrage total. Elle a également montré que la teneur en protéine (1) était beaucoup plus élevée dans les zones les plus arides (Figure 35C), et (2) est en dessous de 6% dans la strate herbacée et autour de 12% dans les feuilles de la végétation ligneuse suggérant donc que la strate herbacée seule n'est pas suffisante pour couvrir les besoins des animaux en protéine (le seuil minimal de teneur en protéine recommandé étant de 8%) et que le fourrage apporté par les ligneux joue un rôle fondamental au cours de période critique comme la saison sèche (Figure 35C et D). Ces résultats intégrés dans le système de suivi des ressources pastorales du CSE vont donc permettre une meilleure évaluation des besoins, en quantité et qualité, des cheptels et ainsi optimiser la gestion des parcours en saison sèche.

[16] https://www.cse.sn/

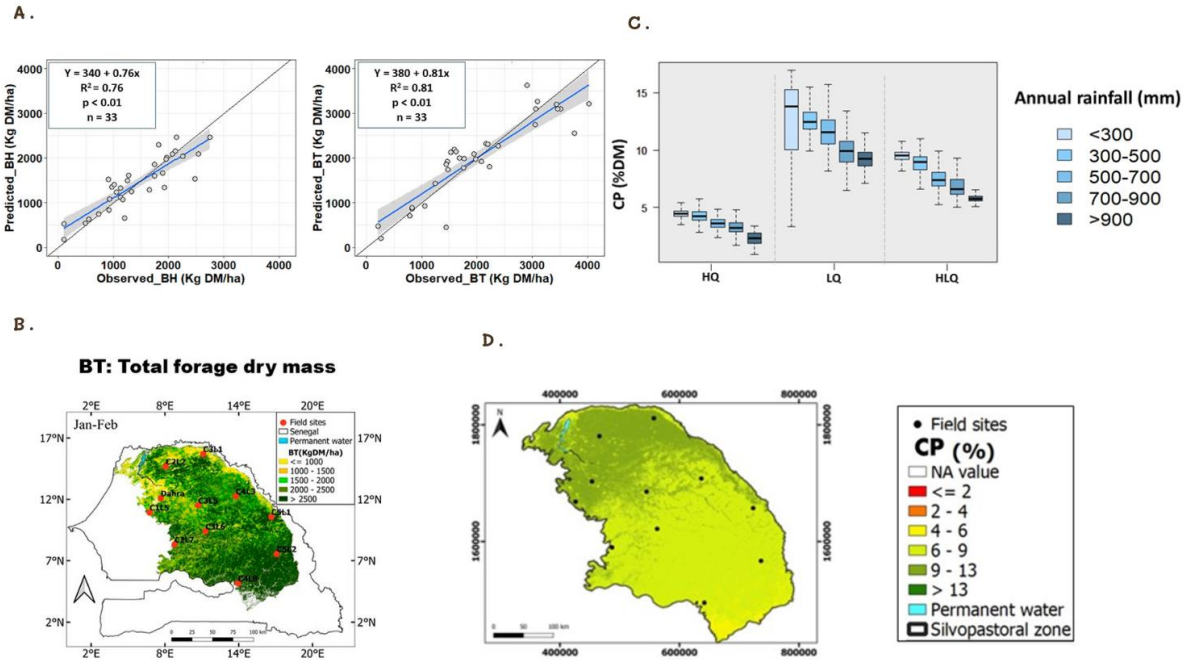


FIGURE 35. EVALUATION DE LA QUANTITE (A & B) ET QUALITE (C & D) DU FOURRAGE EN SAISON SECHE AU SAHEL A PARTIR D'IMAGES SENTINEL-2 DANS LE CADRE DU RENFORCEMENT DU SYSTEME DE SURVEILLANCE DES ZONES PASTORALES DU CSE. A) PREDICTION VS OBSERVATION DE LA QUANTITE DE BIOMASSE HERBACEE (BH) ET TOTALE (BT) EN SAISON SECHE. B) SPATIALISATION DE LA BIOMASSE FOURRAGERE TOTALE EN JANVIER-FEVRIER 2021. C) EVOLUTION DE LA TENEUR EN PROTEINE DANS LA BIOMASSE HERBACEE (HQ), LA BIOMASSE FOURRAGERE LIGNEUSE (LQ) ET LA BIOMASSE FOURRAGERE TOTALE (HLQ) EN FONCTION DU GRADIENT DE PLUIE. D) SPATIALISATION DE LA TENEUR EN PROTEINE MEDIANE DE LA BIOMASSE HERBACEE AU COURS DE LA SAISON SECHE 2021. ADAPTE DE **LO ET AL. (2022)** ET **LO ET AL. (2024)**.

LES DIFFERENTS SYSTEMES D'ALERTE PRECOCE POUR LA SECURITE ALIMENTAIRE EN AFRIQUE DE L'OUEST NOUS DISENT-ILS LA MEME CHOSE SUR LA PRODUCTION DE VEGETATION ?

Suite aux grandes sécheresses des années 1970-1980 en Afrique de l'Ouest, plusieurs systèmes d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire ont été mis en place dans la région afin d'aider les instances décisionnelles à l'anticipation des crises et à la planification des mesures d'urgence en identifiant les populations ou les zones à risque (Genesio et al., 2011). Au début des années 2010, GEOGLAM (Group on Earth Observations Global Agricultural Monitoring), un programme soutenu par le G20 et piloté par l'équipe NASA Harvest, a été mis en place avec pour objectif de renforcer l'utilisation des données d'observation de la Terre pour appuyer à la prise de décision dans les domaines de la sécurité alimentaire et de l'agriculture durable[17]. Dans ce cadre, depuis 2016 GEOGLAM développe CM4EW (the Crop Monitor for Early Warning) pour les pays à risque. CM4EW est basé sur l'intégration d'informations sur les conditions de développement des cultures produits par les différents systèmes d'alerte précoce régionaux. Ces systèmes régionaux mobilisent pour la plupart des données satellitaires afin de dériver des anomalies d'indice de végétation renseignant sur la santé et l'état des cultures. Cependant tous n'utilisent pas les mêmes types de données, ni les mêmes approches et par conséquent des différences significatives peuvent apparaître entre les différents systèmes. Ainsi, en collaboration avec l'équipe GEOGLAM,

[17] https://nasaharvest.org/project/geo-global-agricultural-monitoring-geoglam-initiative

nous avons conduit une analyse comparative des produits d'anomalie de végétation fournis en routine par 4 systèmes d'alerte précoce en Afrique de l'Ouest (FEWSNET, GIEWS, ASAP et VAM) pour la période 2010-2020 (Bégué et al., 2023). Pour faciliter la comparaison, les différents indicateurs d'anomalies ont été classifiés en 3 classes d'alerte (négative, absence d'alerte et positive) à partir de l'analyse de leur distribution statistique. Les résultats ont globalement montré que : (1) les similarités entre les 4 systèmes sont relativement faibles et ce quel que soit l'année (entre 24.5% et 34.1%, Figure 36A & B) et sont principalement attribuées à des différences dans le traitement des données, notamment la période de référence qui est choisie pour calculer les anomalies et les algorithmes de lissage des séries temporelles d'indice de végétation, et (2) lorsqu'on se focalise sur les similarités pour la classe d'anomalie négative, certaines zones bien définies sont visibles sur la période 2000-2010, signifiant que ce sont des zones à haut risque d'insécurité alimentaire et ce avec un niveau de confiance élevé car présentes dans les 4 systèmes d'alerte précoce étudiés (Figure 36C). Plus globalement, avec ce travail nous avons mis en évidence les nombreuses différences existantes entre ces 4 systèmes d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire qui doivent donc être considérées si l'on veut améliorer le suivi de la sécurité alimentaire, et par conséquent contribuer efficacement à l'ODD « Zéro Faim ».

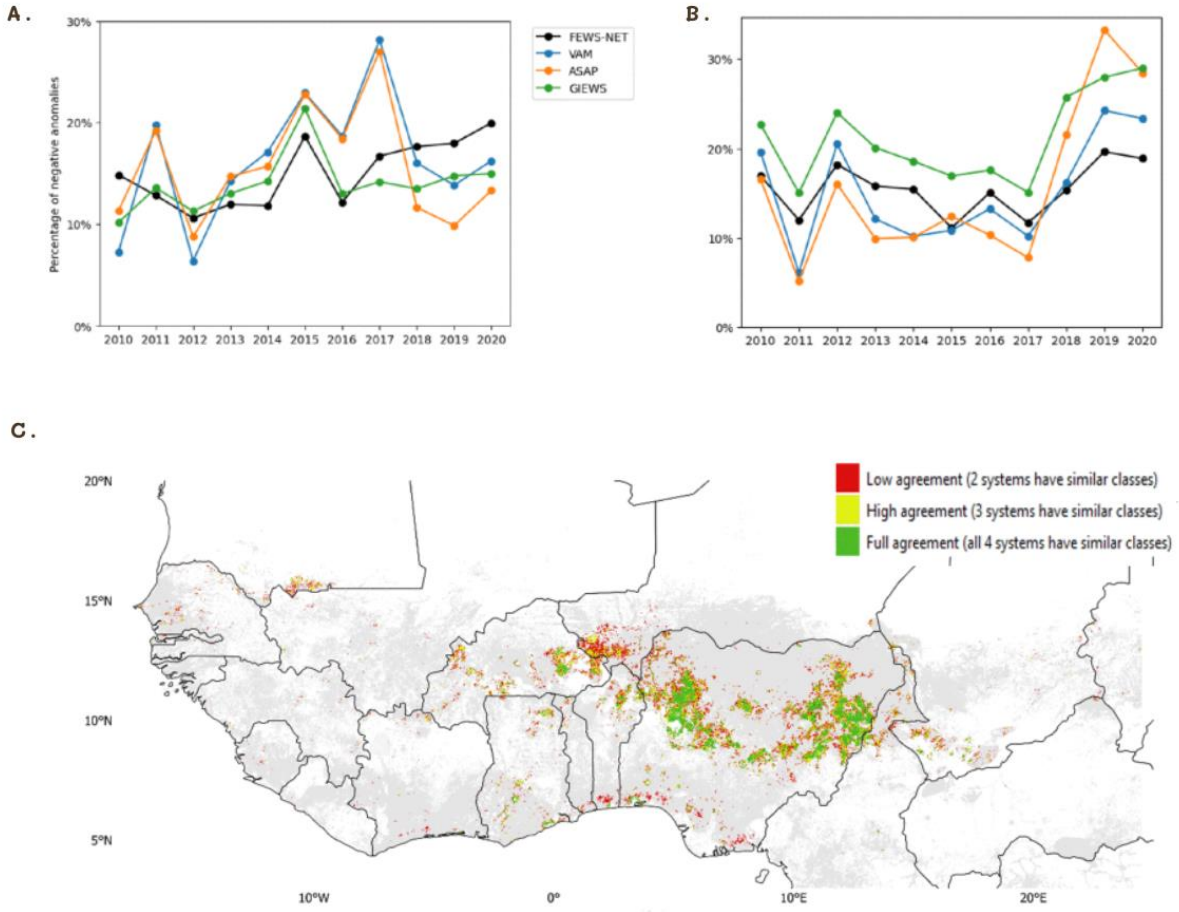


FIGURE 36. COMPARAISON DES ANOMALIES DE VEGETATION PRODUITES PAR 4 SYSTEMES D'ALERTE PRECOCE POUR LA SECURITE ALIMENTAIRE EN AFRIQUE DE L'OUEST (FEWSNET, GIEWS, VAM ET ASAP). ÉVOLUTION ANNUELLE DU POURCENTAGE D'ALERTE NEGATIVE (A) ET POSITIVE (B) SUR LA PERIODE 2000-2010. C) CARTE D'ACCORD ENTRE LES 4

SYSTEMES POUR LA PERIODE 2000-2010 CALCULE SUR LE DOMAINE CULTIVE ET POUR LA SAISON DES CULTURES. ADAPTE DE BEGUE ET AL. (2023).

CONTRIBUTION A L'OBJECTIF « VIE TERRESTRE » : EVALUER LA DEGRADATION DES TERRES AU SAHEL ET AU MOZAMBIQUE

Lors de mon affectation au Sénégal, j'ai eu l'occasion d'accompagner Volker Schlöndorff, célèbre réalisateur allemand oscarisé, dans une mission sur le terrain en vue de préparer un reportage sur l'agroforesterie[18]. Ce qu'il voulait voir c'était la Grande Muraille Verte (GVM). La GMV est un vaste programme initié en 2007 par l'Union Africaine prévoyant de reboiser une bande de 15 km² de large et 8000 km de long afin de ralentir la progression du désert et atténuer les effets du changement climatique de Dakar à Djibouti. Sur les lieux théoriques de la GMV, Mr Schlondorff a été quelque peu surpris par la quasi-inexistence, et l'échec manifeste de ce programme, qualifié de « mirage » récemment par les médias[19]. Comme le montre le dernier rapport sur la progression des ODD (United Nations, 2023), c'est l'ensemble du continent qui connait une augmentation du taux de dégradation des terres, avec pour facteurs principaux les pratiques humaines et les variations climatiques. Aussi certain pays comme le Mozambique, qui connaît un épuisement rapide de ces ressources naturelles, s'est engagé à atteindre la neutralité en matière de dégradation des terres à l'horizon 2030 (**Montfort et al., 2021**). En parallèle de cela, les données satellitaires à basse résolution spatiale comme les données MODIS disponibles depuis le début des années 2000, ou plus anciennes encore les données AVHRR depuis le début des années 1980, permettent d'évaluer les tendances dans la production de végétation à l'échelle du continent (Anyamba et al., 2014; Anyamba and Tucker, 2005; Dardel et al., 2014b; Eklundh and Olsson, 2003; Fensholt et al., 2009; Herrmann and Hutchinson, 2005; Olsson et al., 2005). Les changements dans la productivité de la végétation sur le long terme sont un bon indicateur de la réponse des écosystèmes aux pressions naturelles ou humaines (Wessels et al., 2007), et par conséquent la télédétection est reconnue depuis longtemps comme un outil de suivi et d'évaluation de la dégradation des terres (Dubovyk, 2017). Ainsi pour mes travaux de thèse puis des travaux de thèse de **F. Montfort** nous avons analysé les changements dans la production de végétation au Sahel entre 2000 et 2015 (Leroux et al., 2017) et au Mozambique entre 2000 et 2016 (**Montfort et al., 2021**) respectivement. Les tendances linéaires d'indices de végétation (NDVI) issus de données MODIS ont été analysées afin de déterminer trois types de tendances : dégradation (coefficient de pente négatif et significatif), amélioration (coefficient de pente positif et significatif) et absence de tendance (coefficient de pente non significatif). Dans les deux cas, nous avons observé majoritairement des tendances non significatives dans les changements de la production de végétation. Cependant, nous avons montré que près de 16% du Sahel a connu une tendance au reverdissement entre 2000 et 2015, tandis que le Mozambique a connu une dynamique inverse sur la même période avec près de 25% de sa superficie ayant connue une dégradation (Figure 37). Les zones de changement sont dans les deux cas bien définies spatialement. Ces premières analyses permettent donc d'identifier des hotspots de changements (à la fois positif ou négatif)

[18] https://german-documentaries.de/en_EN/films/the-forest-maker.20999

[19] https://reporterre.net/Au-Senegal-le-mirage-de-la-Grande-muraille-verte ; https://www.geo.fr/environnement/afrique-derniere-chance-pour-la-grande-muraille-verte-209163

pour lesquelles des analyses complémentaires doivent être menées afin de comprendre les facteurs de ces changements (Partie 3).

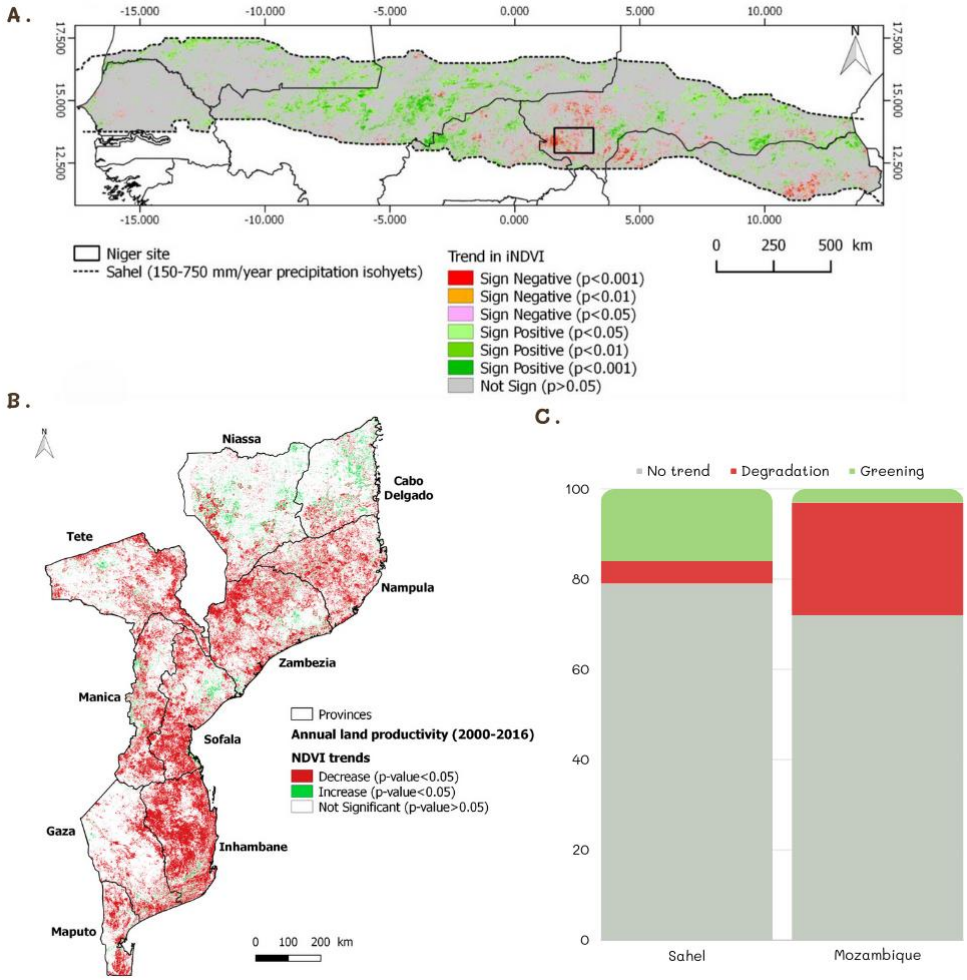


FIGURE 37. EVALUATION DE LA DEGRADATION DES TERRES AU SAHEL (A) ET AU MOZAMBIQUE SUR LA PERIODE 2000-2015 ET 2000-2016 RESPECTIVEMENT. C) REPARTITION DES DIFFERENTS TYPES DE TENDANCE POUR LES DEUX CAS D'ETUDE. ADAPTE DE LEROUX ET AL. (2017) & MONTFORT ET AL. (2021).

CONCLUSION PARTIELLE

A l'heure où j'écris ces mots, nous sommes en pleine COP28 à Dubaï et la cheffe du Service Changement Climatique de Copernicus, Samantha Burgess, vient de déclarer l'année 2023 comme l'année la plus chaude de l'histoire. Si de gros progrès ont déjà été effectués, des mesures précises, régulières et synoptiques permettant d'évaluer les avancées réalisées sur les ODD sont fondamentales à la fois pour la recherche mais également pour la prise de décision pour tenter de renverser la tendance en matière de changement climatique et plus largement pour répondre aux enjeux globaux contemporains. Ainsi, bien qu'en pointillé ces dernières années, j'ai continué de travailler sur un chantier ouvert pendant ma thèse, à savoir comment les données d'observation de la Terre peuvent être mobilisées pour répondre aux Objectifs du Développement Durable, avec un focus mis sur la production de végétation. Tantôt avec une orientation plus opérationnelle - pour les travaux portant sur la sécurité

alimentaire (Bégué et al., 2023; **Lo et al., 2024, 2022**), tantôt avec une orientation recherche – pour les travaux portant sur les tendances de la végétation (Leroux et al., 2017; **Montfort et al., 2021**), j'ai toujours prêté une attention particulière au volet applicatif de mes travaux, ce traduisant par des collaborations avec des acteurs opérationnels comme le Centre Régional AGRHYMET ou le CSE. Je pense que nous avons maintenant assez de recul et de maturité sur ces technologies du spatial pour en tirer pleinement bénéfice pour répondre à ces enjeux globaux. Ceci est d'autant plus vrai que ces dernières années le nombre de constellations de (micro/nano)-satellites a considérablement augmenté, impulsé par les programmes gouvernementaux mais également par l'arrivée de constellations commerciales comme la constellation PlanetScope[20] équipée de capteurs multispectral, ou bien la constellation StriX[21] de la compagnie Synspective équipée de capteur SAR. Je retiens également de ces travaux, en particulier ceux menés sur le volet d'utilisation de la télédétection dans le cadre des systèmes d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire, que l'on doit de plus en plus tendre vers l'homogénéisation et la standardisation de variables issues de l'observation de la Terre pouvant être des proxys pour différents indicateurs du développement durable. Sur le modèle des Essential Climate Variables du Global Climate Observing System (GCOS), GEOGLAM a proposé les Essential Agricultural Variables[22], qui à partir de données d'observation de la Terre combinées avec d'autres observations (e.g. terrain) vont permettre de renseigner des indicateurs agricoles qui eux-mêmes fournissent des informations sur l'état et les changements en matière d'utilisation des terres agricoles et de productivité. Il s'agit par exemple d'information sur les conditions des pâturages, les estimations de rendement des cultures, les précipitations ou le Leaf Area Index. Pour le projet HORIZON Europe GALILEO sur l'agroforesterie, nous avons également proposé de mettre en place une liste d'Essential Agroforestry Variables afin de mieux évaluer globalement le potentiel d'atténuation des effets du changement climatique de l'agroforesterie.

Conclusion

Dans cette seconde partie, j'ai présenté ce qui a constitué le cœur de mes travaux de recherche ces dernières années, à savoir comment la télédétection peut être mobilisée pour mesurer la production de végétation dans des paysages agricoles complexes, à l'échelle locale pour répondre à des enjeux d'évaluation des performances agronomiques et environnementales des systèmes de culture, et à l'échelle régionale, en réponse aux enjeux des Objectifs du Développement Durable (ODD). Les technologies du spatial sont utilisées depuis de nombreuses décennies pour suivre la productivité des surfaces cultivées aussi bien aux échelles locales, régionales, voire globales. Cependant, les travaux menés en contexte de petites agricultures au Sud sont eux très sporadiques et ce principalement en raison de deux principales contraintes que sont l'accès à des données de terrain en quantité suffisante spatialement et temporellement, et la disponibilité de données de télédétection qui soient adaptées à la complexité des paysages agricoles. Il y a ici un vrai enjeu lié aux données et ce d'autant plus lorsque l'on sait la place qu'occupe la petite agriculture familiale dans la production agricole mondiale comme rappelé un

[20] https://developers.planet.com/docs/data/planetscope/
[21] https://www.newspace.im/constellations/synspective
[22] https://agvariables.org/ ; https://agvariables.org/full-eav-table

peu plus haut dans ce chapitre. Au travers des différents cas d'études présentés dans cette partie, je pense pouvoir dire avoir brosser un large éventail de ce qu'il est possible d'avoir en termes d'imagerie optique pour répondre à des enjeux d'évaluation de la productivité des surfaces cultivées, allant des acquisitions drone au satellite et en passant par le microsatellite. La tendance actuelle au déploiement de constellation de satellites toujours de plus en plus résolue spatialement, temporellement et spectralement me laisse à penser que la marche pour atteindre des caractéristiques d'acquisition qui soient pleinement adaptées à nos systèmes n'est pas loin. A titre d'exemple, qui aurait pensé il y a 5 ans que la cartographie des arbres individuels à l'échelle du continent africain aurait été possible en 2020 ? Mais ceci ne fait qu'accentuer le gap entre données satellitaires disponibles et données de terrain pour calibrer nos modèles. Mon collègue agronome système François Affholder répète très régulièrement cet effort que l'on a à faire en tant que Ciradien, mais pas que, pour se donner les moyens d'acquérir des données de terrain de qualité et en quantité. Nous avons des modèles de plus en plus sophistiqués mais rien pour pouvoir les laisser s'exprimer pleinement. Pour répondre en partie à cet enjeu je mettrais en avant trois éléments. Le premier a déjà été évoqué plus haut, il s'agit de définir un certain nombre de variables clés à mesurer systématiquement avec des protocoles standardisés et ce quel que soit les terrains ou cultures cibles. Nous mesurons tous à un moment ou un autre un LAI, des rendements ou le carbone dans le sol. Cet effort peut donc être fait collectivement. Nous avons démontré à l'échelle de l'établissement que c'était possible pour l'acquisition d'informations sur l'utilisation du sol (Partie 1; Jolivot et al., 2021). Le second a également été évoqué dans la première partie, il s'agit d'avoir recours aux sciences participatives. L'équipe NASA Harvest vient tout juste de lancer un nouveau programme en ce sens appelé « Developing a Framework for Regional Yield Data Collection [23]». Ce projet mené par Catherine Nakalembe, en partenariat avec le Ministère de l'Agriculture kenyan et l'agence spatiale kenyane, a pour objectif de développer un cadre régional de prise d'information afin de construire des jeux de données cohérents et harmonisés pour l'évaluation des rendements à l'échelle du Kenya. Pour ce faire le projet s'appuie sur près de 200 agents de vulgarisation (« extension agents »). Enfin le troisième et dernier élément concerne ce qui s'apparente à une arlésienne, toutes ces données qui existent, dont on parle en long en large et en travers, mais dont on en voit rarement la couleur. En effet, la quantité de données acquises par les instituts de recherche agronomique nationaux ou internationaux au cours des différents projets est considérable. Aujourd'hui nous voyons de plus en plus d'effort de centralisation de ces données dans des entrepôts de données comme le Dataverse du Cirad [24]ou la plateforme GARDIAN[25] des CGIAR. Cependant ces données ne sont pas toujours facilement utilisables et nécessitent d'important efforts d'homogénéisation. C'est pourquoi dans l'initiative Excellence in Agronomy pour laquelle je suis actuellement en affectation à IITA, nous travaillons au développement d'outils comme AgroFIMS[26] permettant de créer des fiches de collecte de données agronomiques répondant déjà à une norme de métadonnées et à des normes

[23] https://nasaharvest.org/news/nasa-harvest-and-kenya-collaborate-yield-data-training-machakos
[24] https://dataverse.cirad.fr/
[25] https://gardian.bigdata.cgiar.org/#/
[26] https://agrofims.org/about

sémantiques ou bien Carob[27] qui est un workflow développé sous R permettant de transformer les données primaires d'expérimentation sur le terrain et stockées dans des entrepôts de données dans un format standard et d'agréger toutes ces bases de données individuelles dans une base de données commune.

[27] https://github.com/reagro/carob

© Leroux Louise, 2024

« Every map holds a story, waiting to be discovered by those with curious eyes. »

Peng Sheperd, The cartographers, Harper Large Print, 2022.

Partie 3

La teledetection pour comprendre : Analyse des relations entre composantes des paysages agricoles et production de vegetation

« Alléluia Ave Maria
Femme-jardin ma malaria
À toutes les saintes de Bahia
Couleur café, parfum vanilla
Ô mi Amor aux milles manies
Vivre sans toi c'est mimer la vie
C'est les pêchés, pire c'est l'hérésie
Oh, c'est les loas loin d'Haïti
C'est les loas loin d'Haïti
Histoire d'amour···.»

Gaël Faye, Guillaume Poncelet, et Samuel Kamanzi (2020). Extrait de la chanson "Histoire d'amour". In Lundi Méchant. © Warner Chappell Music France / Gaël Faye / Alternative Cultivated Beat Music / Blend

PARTIE 3 : LA TELEDETECTION POUR COMPRENDRE : ANALYSE DES RELATIONS ENTRE COMPOSANTES DES PAYSAGES AGRICOLES ET PRODUCTION DE VEGETATION

Alexander von Humboldt (1769-1859), considéré comme le plus grand scientifique du siècle des Lumières, était aussi un éminent géographe qui a largement exploré le Monde. Il a ainsi jeté les bases de la cartographie moderne. Un géographe explore non seulement les propriétés physiques de la surface terrestre et les sociétés qui s'y trouvent, mais également la manière dont les hommes interagissent avec l'environnement et *a contrario* la manière dont l'environnement impacte les sociétés. Être géographe c'est donc avant tout être explorateur. De mon côté l'exploration a été envisagée sous deux angles. Le premier, présenté dans la première et seconde partie de ce manuscrit, consiste à aller sur le terrain et à collecter de l'information permettant de produire des cartes décrivant notre monde (voir Partie 1 et Partie 2). Le second, plus subtile, consiste à faire parler les cartes pour comprendre les relations entre l'Environnement et l'Homme. Le dernier volet structurant de mes activités de recherche au cours de ces dernières années a donc consisté à mettre en relation les différentes cartes entre elles pour faire émerger une histoire faisant sens d'un point de vue agronomique et permettant de traduire les résultats d'approches géographiques en leviers d'action agronomique pour améliorer les performances agronomiques et environnementales des paysages agricoles en petite agriculture familiale. Ainsi, dans un premier temps je présente des travaux portant sur l'analyse des facteurs déterminants de la production de végétation à l'échelle régionale. Dans un second temps, je me focalise sur des travaux analysant plus précisément la façon dont l'environnement impacte la productivité des systèmes de culture, avec un focus sur le parc arboré du Sénégal. Enfin, je referme la boucle en illustrant les relations Environnement-Homme au travers du cas d'étude du lien entre diversité des paysages et sécurité alimentaire des ménages ruraux.

ANALYSER LES CONTRIBUTIONS DU CLIMAT ET DES CHANGEMENTS D'OCCUPATION DU SOL SUR LA PRODUCTION DE VEGETATION A L'ECHELLE REGIONALE

Dans la partie précédente, j'ai présenté mes travaux portant sur la caractérisation des tendances de la production de la végétation au Sahel et au Mozambique avec l'objectif de mesurer la dégradation des terres et par conséquent de contribuer à l'ODD #15 « Vie Terrestre » (Leroux et al., 2017; **Montfort et al., 2021**). Lorsque j'ai commencé à travailler sur cette thématique pendant ma thèse, nous étions en pleine controverse sur le « re-greening » du Sahel. Pendant que les climatologues débattaient sur les causes des grandes sècheresses observées au Sahel dans les années 70's et 80's (Le Barbé and Lebel, 1997; Lebel and Ali, 2009; Nicholson, 2005; Nicholson et al., 1998), les premières études menées par télédétection à basse résolution avec des capteurs comme NOAA-AVHRR montraient une tendance à l'augmentation de la végétation, qualifiée alors de « re-greening » (Anyamba and Tucker, 2005; Herrmann et al., 2005; Heumann et al., 2007). Un certain nombre d'études ont ensuite cherché à identifier les causes de ce reverdissement en analysant les corrélations avec des facteurs comme la pluie et sa distribution, le type de sol ou la phénologie des plantes (Dardel et al., 2014a; Fensholt et al., 2013, 2012; Hoscilo

et al., 2014; Huber et al., 2011; Seaquist et al., 2009). Cependant, les données de terrain sur le long terme et de qualité permettant de valider ces tendances et d'en interpréter les facteurs sont rares, et *in fine* très peu d'études ont été jusqu'à la mise en confrontation entre les données de terrain et les tendances observées par satellite. Le CSE fait partie de ces rares instituts qui ont, depuis de nombreuses années, collecté des données sur la biomasse végétale et ligneuse au Sahel et fait un travail d'archivage minutieux de ces données. Ainsi Brandt et al. (2015) ont pu s'appuyer sur cette base de données pour mettre en évidence que le « re-greening » observé sur la bande sahélienne du Sénégal était due à une augmentation dans la densité des arbres. Mais ces études restent ponctuelles et à l'échelle du Sahel il n'y avait pas de classification claire des principaux facteurs derrière ces tendances observées dans la production de végétation. C'est ainsi que j'ai proposé un schéma de classification à l'échelle régionale permettant de mieux distinguer les rôles relatifs du climat et des activités humaines dans les dynamiques de la production de végétation (Leroux et al., 2017). Ce schéma repose sur une analyse croisée entre les tendances de végétation telles qu'observées avec une série temporelle de NDVI MODIS, la corrélation avec les pluies et les tendances des résidus de la corrélation NDVI-Pluie en émettant l'hypothèse que si des tendances sont toujours observables une fois l'effet pluie retiré, alors il y a d'autres drivers sous-jacent liés aux activités humaines (Figure 38). Dans cette étude nous avons mis en évidence que sur la période 2000-2015 : (1) le facteur anthropique seul ou en combinaison avec la pluie est le driver principal des tendances observées au « re-greening » pour plus de 50% des pixels, (2) le facteur anthropique seul explique ~90% des tendances observées à la dégradation des terres. Bien que reposant sur un schéma de classification très simple, cette étude a rebattu les cartes des connaissances que l'on avait jusqu'à présent sur les drivers de la production de végétation à l'échelle du Sahel. C'est actuellement mon papier le plus cité (168 fois en juillet 2024), publié dans la revue *Remote Sensing of Environment* (IF 11.1 en 2024).

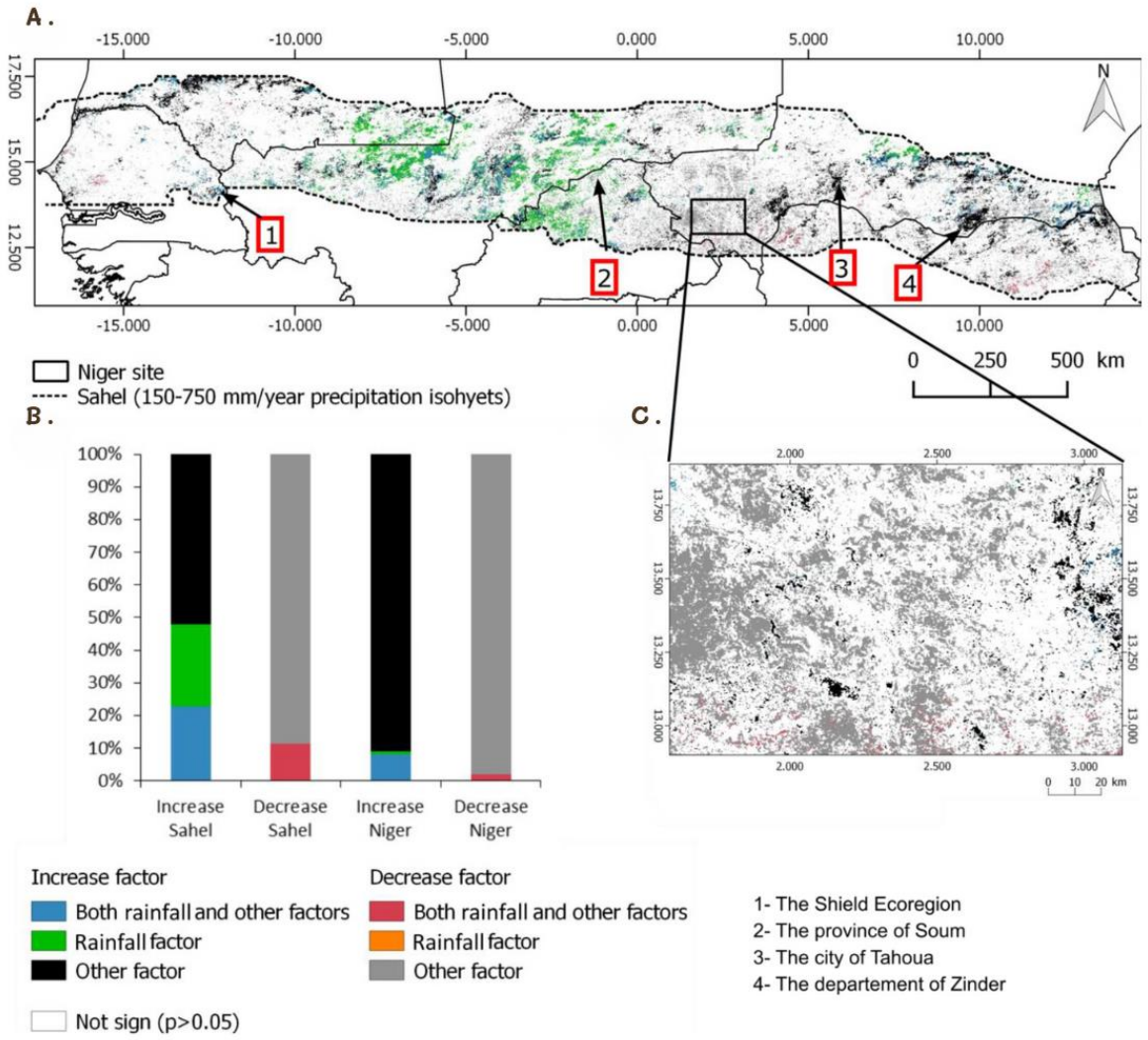


FIGURE 38. IDENTIFICATION DES PRINCIPAUX FACTEURS DES TENDANCES DE LA PRODUCTION DE VEGETATION AU SAHEL ENTRE 2000 ET 2015. A) DISTRIBUTION SPATIALE DES PRINCIPAUX FACTEURS, B) REPARTITION STATISTIQUE DES PRINCIPAUX FACTEURS EN FONCTION DE LA DIRECTION DES CHANGEMENTS (DEGRADATION OU « RE-GREENING ») ET C) ZOOM SUR LE DEGRE CARRE DU NIGER. ADAPTE DE LEROUX ET AL. (2017).

Plus tard lors de la thèse de **F. Montfort**, le même schéma de classification a été appliqué au Mozambique en ajoutant en plus de la pluie, le facteur température (**Montfort et al., 2021**). Là aussi nous avons mis en évidence que les tendances observées à la dégradation des terres étaient expliquées à 80% par le facteur anthropique seul (61%) et par une combinaison des facteurs climatiques et anthropiques (19.4%). Une analyse approfondie sur le facteur anthropique à l'échelle du Mozambique a ensuite été menée à partir de carte de changement d'utilisation des sols et nous avons mis en évidence que la dégradation de la forêt et la déforestation étaient les facteurs principaux des tendances observées à la dégradation de la végétation tandis que les tendances au « re-greening » provenaient majoritairement de la croissance des forêts indigènes ou des plantations commerciales. La démarche adoptée par ces deux études reste bien entendue très théorique et ne permet pas de s'affranchir des données de terrain pour valider ou infirmer les tendances observées et les drivers associés. En revanche cela a permis de mettre en place un cadre méthodologique simple et reproductible permettant de cibler des zones de changement

et les principaux drivers associés afin de conduire des études plus approfondies à l'échelle locale et aider les décideurs à mettre en place des programmes d'atténuation de la dégradation des terres qui soient adaptés localement (FIGURE 39).

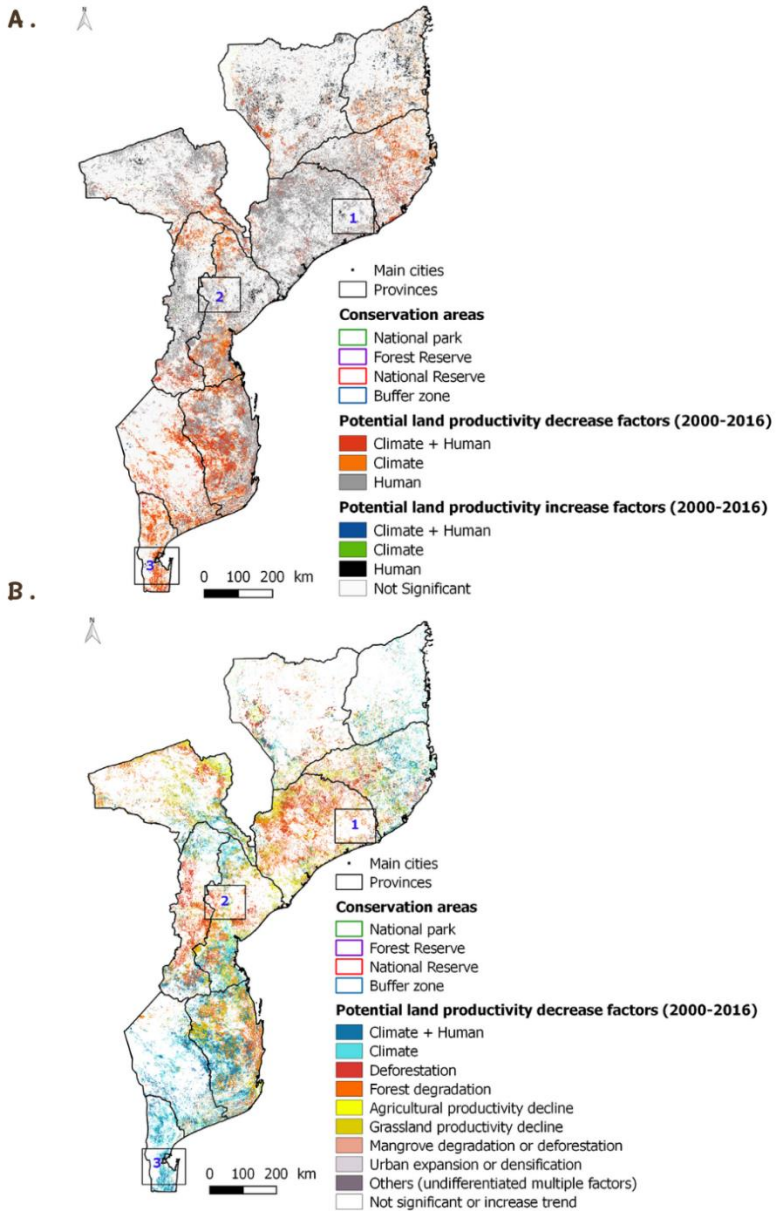


FIGURE 39. IDENTIFICATION DES PRINCIPAUX FACTEURS DES TENDANCES DE LA PRODUCTION DE VEGETATION AU MOZAMBIQUE ENTRE 2000 ET 2016. A) DISTRIBUTION SPATIALE DES PRINCIPAUX FACTEURS, B) DISTRIBUTION SPATIALE DES FACTEURS DE LA DEGRADATION DES TERRES. ADAPTE DE MONTFORT ET AL. (2021).

ANALYSER L'IMPACT DES ARBRES SUR LES RENDEMENTS ET LA FOURNITURE DE SERVICES ECOSYSTEMIQUES A L'ECHELLE PARCELLAIRE

Comme mentionné précédemment, les analyses de tendance de la production de végétation à l'échelle régionale, en l'absence de données de terrain, ne permettent que d'identifier les grands drivers de la variabilité de la production de végétation au Sahel. Mais pour qui a déjà un peu vadrouillé dans les campagnes ouest-africaines, il y a un point commun dans toute cette diversité

des paysages agricoles rencontrés, c'est la très grande variabilité des couverts végétaux à la fois à l'échelle intra-parcellaire mais également inter-parcellaire et ce sur de courtes distances. A l'échelle intra-parcellaire, cette diversité peut entre-autre provenir de la présence de micro-reliefs comme les termitières (e.g. Félix et al., 2018), des zones de dépressions ou de la présence d'arbres comme le *Faidherbia albida* créant un îlot de fertilité (Figure 40) par amélioration de la disponibilité en eau et en nutriment (Sileshi, 2016) et une modification du micro-climat sous sa couronne (Sida et al., 2018). A l'échelle inter-parcellaire, la variabilité rencontrée peut être due à des pratiques de gestion des cultures différentes entre les agriculteurs mais également pour un même agriculteur. Un exemple bien connu est la gestion de la fertilité qui varie en fonction de la position de la parcelle par rapport à l'habitation, avec un gradient de fertilité décroissant au fur et à mesure que l'on s'éloigne des champs de cases où les agriculteurs ont tendance à concentrer leurs ressources en nutriments (e.g. Tittonell et al., 2013). La strate de végétation naturelle, à la fois à l'intérieur des champs mais également à l'extérieur, et composée d'une combinaison d'espèces avec différentes densités et différents arrangements spatiaux, aura également un impact différent sur les performances des cultures en fonction de l'espèce dominante et des pratiques de gestions associées. Dans une étude conduite sur des parcs agroforestiers du Rwanda et d'Ethiopie il a par exemple été noté que la présence de *Grevillea robusta* dans les parcelles de maïs et de blé diminuait l'efficience d'utilisation des engrais tandis que la présence de *F. albida* permettait de l'améliorer (Sida et al., 2019). Dans le bassin arachidier sénégalais, Sow et al. (2020) ont également montré que la diversité des espèces ligneuses et l'ouverture du couvert arboré étaient des indicateurs de l'abondance de chauve-souris et d'oiseaux, ennemis naturels de la mineuse du mil. Tout cela a été mis en évidence à de petites échelles au travers de mesure sur le terrain et d'expérimentation. Mais comme nous l'avons montré lors de la thèse de **B. Ndao** (**Ndao, 2022b; Ndao et al., 2022, 2021b**), les parcs agroforestiers, comme ceux rencontrés dans le bassin arachidier sénégalais, peuvent être très diversifiés et hétérogènes, rendant alors difficile l'extrapolation des connaissances acquises à l'échelle de l'arbre à l'ensemble du parc. Aussi lors de mes propres travaux au cours de mon affectation au Sénégal (Leroux et al., 2022a, 2022b, 2020; Roupsard et al., 2020), mais également pour la thèse de **B. Ndao** (**Ndao, 2022b**), j'ai consacré une part importante de mes recherches à apporter de nouvelles perspectives, celles permises par les nouvelles technologies du spatiale et les nouvelles méthodes d'analyses associées, à l'analyse de l'impact des arbres sur les rendements et les services écosystémiques à l'échelle du parc dans son ensemble. Ce volet de mes recherches a d'ailleurs constitué le cœur des différents projets de recherche que j'ai portés entre 2017 et 2022 : LYSA (CNES-TOSCA), SERENA (GloFoodS) et LYSA (AI CRESI).

FIGURE 40. ILLUSTRATION DE L'ILOT DE FERTILITE CREE PAR LE *FAIDHERBIA ALBIDA*. PHOTOGRAPHIE PRISE PAR DRONE EN 2019 DANS LA REGION DE KHOMBOLE DANS LE BASSIN ARACHIDIER DU SENEGAL. (C) LEROUX L., CIRAD, 2019.

EFFETS DE LA PRESENCE D'ARBRES SUR LA VARIABILITE INTRA-PARCELLAIRE DES RENDEMENTS ET DES SERVICES ECOSYSTEMIQUES A PARTIR D'APPROCHES STATISTIQUES

Mon arrivée au Sénégal a été l'occasion d'initier de nouvelles collaborations avec les collègues Ciradiens sur place, en particulier avec Olivier Roupsard de l'UMR Eco et sol et Alain Audebert de l'UMR AGAP. Olivier est arrivé en même temps que moi au Sénégal avec pour mission, et non des moindres, de mettre en place l'Observatoire collaboratif[28] « Faidherbia Flux » qui a pour objectif principal de suivre sur le long terme le fonctionnement général du parc à *F. albida* (micro-climat, services écosystémiques, émission de GHG …). Compte tenu de l'ampleur des moyens et dispositifs mis en place à cet effet, « Faidherbia Flux » a donc constitué un « terrain de jeu » sans précédent (pour ne pas dire sans limite) pour beaucoup d'entre nous. Dans ce cadre, avec O. Roupsard (plutôt écophysiologiste de formation) et A. Audebert (utilisation de drone en agriculture de précision), nous avons proposé de revisiter une question qui est celle de la distance d'influence du *F. albida* sur la productivité du mil. Comme on peut le voir sur la Figure 40, l'effet du *F. albida* est décroissant au fur et à mesure qu'on s'éloigne du tronc. Précédemment cette question avait été adressée expérimentalement au travers de placettes de mesure disposées à différentes distances de l'arbre (Louppe et al., 1996). Cependant compte tenu de la grande variabilité intra(inter)-parcellaire, il apparait évident que cette approche est difficilement extrapolable à l'échelle du parc agroforestier. Nous avons donc proposé, pour répondre à cette question, de mobiliser des acquisitions drones permettant de dériver des indices de végétation comme le NDVI, combinées avec une approche géostatistique basée sur l'analyse de semi-variogramme (Roupsard et al., 2020). Nous avons mis en évidence que le paramètre 'Range' du semi-variogramme (distance à laquelle le modèle n'évolue plus, pour lequel nous avons émis

[28] https://lped.info/wikiObsSN/?Faidherbia-Flux

l'hypothèse que cela correspondait à la distance d'influence de l'arbre sur le NDVI), était de 17 mètres (Figure 41). Le NDVI étant un indicateur linéairement corrélé à la production de biomasse, on peut donc en déduire que cela correspond aussi à la distance au-delà de laquelle le *F. albida* n'a plus d'influence sur les rendements du mil. Cette distance est en accord avec une étude récente synthétisant les recherches expérimentales sur le *F. albida* et qui mettait en avant une distance de 16 mètres (Sileshi, 2016). Notre étude a été menée à l'échelle d'une parcelle mais peut être facilement étendue à un ensemble de parcelles dans un paysage agroforestier.

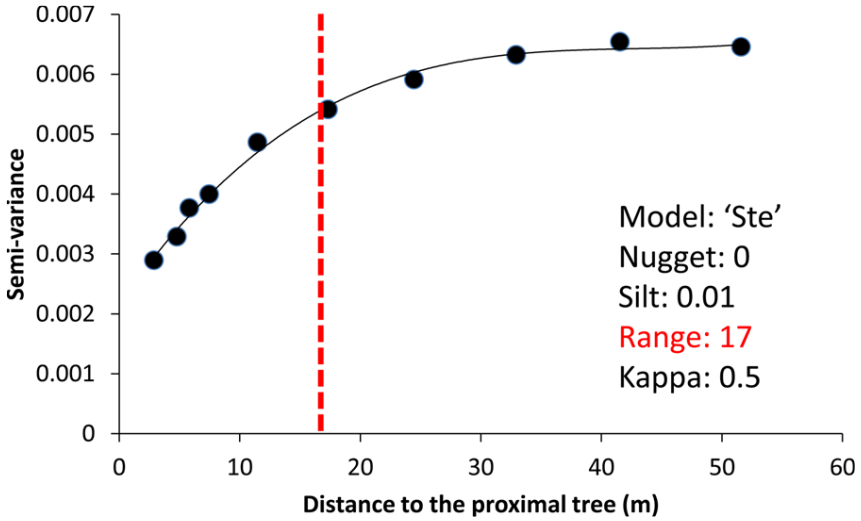


FIGURE 41. DISTANCE D'INFLUENCE DU *F. ALBIDA* SUR LE NDVI DU MIL DERIVEE D'UN SEMI-VARIOGRAMME (ROUPSARD ET AL., 2020).

Dans cette première étude, nous avons analysé la distance d'influence du *F. albida* selon une direction moyenne. Cependant lorsque l'on se promène au milieu du parc à *F. albida* on se rend vite compte que bon nombre d'individus présente une asymétrie du houpier, avec le houpier orienté dans une direction particulière qui dépend de la localisation par rapport à l'Equateur. Les *F. albida* localisés au nord de l'Equateur auraient leurs houpiers orientés dans une direction Sud-Sud-Ouest, ce qui signifie que l'on pourrait observer également une asymétrie dans l'accumulation de la matière organique, des nutriments et de l'eau du sol et donc dans l'effet de l'arbre sur les rendements (Sileshi, 2016). Dans le cadre du projet CRESI ELISA qui portait plus spécifiquement sur l'estimation du Leaf Area Index par méthodes indirecte (voir Partie 2), j'ai montré que des approches par modélisation statistique non-paramétrique permettaient de capter un peu plus de 50% de la variabilité du LAI du mil lorsque combiné avec des données satellite Sentinel-2 (Leroux et al., In prep). J'ai ensuite utilisé le modèle résultant basé sur un algorithme par Random Forest pour spatialiser le LAI à l'échelle du site d'étude de la tour à flux. Partant du constat de cette asymétrie des houpiers observée sur le terrain et de ce phénomène d'orientation théorique, j'ai analysé, pour l'ensemble des *F. albida* de la zone d'étude, la direction, à la fois statistique mais aussi géographique, de l'influence du *F. albida* sur le LAI du mil. Pour ce faire j'ai tout simplement analysé le coefficient de pente des valeurs de LAI extraites le long de transects de 60-m réalisés dans les 4 directions cardinales depuis les *F.albida*. J'ai alors montré que (1) seulement 24 % des transects présentaient une tendance significative (i.e. une augmentation ou une diminution significative du LAI du mil en fonction de la distance à l'arbre ;

Figure 42A), (2) pour les transects avec des tendances significatives, plus de 50% d'entre eux présentaient une tendance à la diminution du LAI en fonction de la distance à l'arbre et ce pour toutes les directions cardinales, avec cependant davantage de tendances négatives observées pour la direction Sud-Ouest ; Figure 42B). Les résultats obtenus ne remettent pas en cause ce qui a été observés jusqu'à présent sur l'effet du *F. albida* sur la productivité des cultures. On se serait en effet attendu, compte tenu de la courbe obtenue dans Roupsard et al. (2020) à observer un effet significatif plus important. Cependant jusqu'à présent nous ne regardions qu'un arbre ou un groupe d'arbres, alors que dans cette dernière étude nous avons regardé l'ensemble des *F. albida*, avec toute la diversité que cela implique en termes d'âge des arbres, de pratiques de gestion. On sait par exemple que des arbres mâtures auront une zone d'influence beaucoup plus grande que de jeunes arbres (Sileshi, 2016). De même on trouve énormément d'arbres qui sont émondés dans la région et pour lesquels l'effet positif est fortement atténué. Par ailleurs, le parc à *Faidherbia* n'est pas constitué que de *F. albida* mais bien d'une diversité d'espèces qui elles aussi peuvent avoir des effets négatifs ou positifs sur la productivité des cultures. Aussi avoir une connaissance fine de la distance d'influence de l'arbre sur la productivité des cultures en fonction de la direction cardinale permet dans un premier temps d'optimiser les pratiques des agriculteurs en fonction de la distance. Mais si l'on raisonne en termes de gestion du système dans son ensemble la seconde étude met en évidence qu'il faut replacer les *F. albida* dans un environnement beaucoup plus large pour prendre en considération toutes les interactions possibles des arbres avec leur environnement, notamment si l'on veut optimiser la densité des *F. albida* pour booster la production agricole. C'est sur cet aspect en particulier qu'ont porté les travaux présentés dans la suite de ce chapitre.

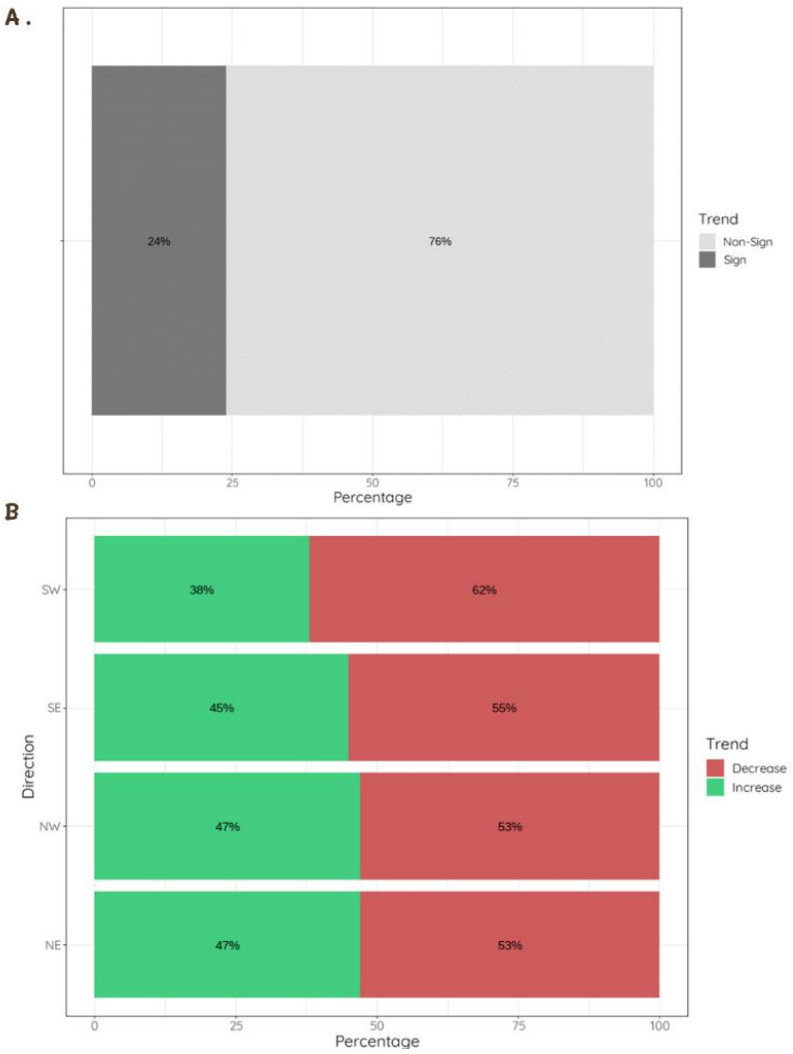


FIGURE 42. EFFET DU *F. ALBIDA* SUR LE LAI DU MIL EN FONCTION DE LA DIRECTION CARDINALE (LEROUX ET AL., IN PREP).

Une part importante de mes travaux a porté sur l'évaluation de la productivité agricole des systèmes de culture dans les parcs agroforestiers du Sénégal (voir Partie 2). Cependant comme mentionné à de nombreuses reprises dans ce manuscrit, les parcs agroforestiers sont pourvoyeurs d'un large éventail de services écosystémiques (Kuyah et al., 2019; Miller et al., 2017; Reed et al., 2017; Sinare and Gordon, 2015). C'est donc bien vers une amélioration de la capacité des paysages agricoles à fournir simultanément plusieurs services écosystémiques (SE) qu'il faut aller pour répondre aux enjeux de demain, plutôt qu'une simple augmentation de la production agricole (DeClerck et al., 2015). Dans la Partie 2 de ce manuscrit, j'ai présenté mes travaux sur l'estimation de plusieurs SE et de leur relations spatiales à l'échelle de la zone d'étude du projet RAMSES II (Leroux et al., 2022a). A partir des cartes de relation entre SE (i.e. synergie, compromis et perte) établie précédemment et d'une cartographie des *F. albida* produite à l'échelle de la zone d'étude (précision globale de 78%), j'ai analysé la façon dont les relations entre services écosystémiques évoluaient en fonction de la distance au *F. albida* le plus proche (Figure 43). J'ai alors montré que les synergies entre SE avaient majoritairement lieu dans un rayon de 10-m autour de l'arbre représentant 67% des relations. Au-delà de ce seuil, les synergies entre SE

diminuent à mesure que l'on s'éloigne de l'arbre tandis que la compétition entre SE augmente. A partir de 30-m les relations se stabilisent suggérant qu'au-delà de ce seuil l'arbre n'a plus d'influence sur les relations entre SE. Si l'on traduit cela en termes de pratique de gestion pour les agriculteurs, cela signifie que des pratiques différentes doivent être mises en place en fonction de la distance aux arbres. Par exemple, au-delà d'un rayon de 30-m, les agriculteurs pourraient concentrer l'utilisation d'engrais verts ou de paillis végétal venant de l'élagage des arbres ou de buissons comme le *Guiera senegalensis*, qui a notamment montré son utilité pour améliorer la productivité du mil, la qualité et la fertilité du sol (Dossa et al., 2012).

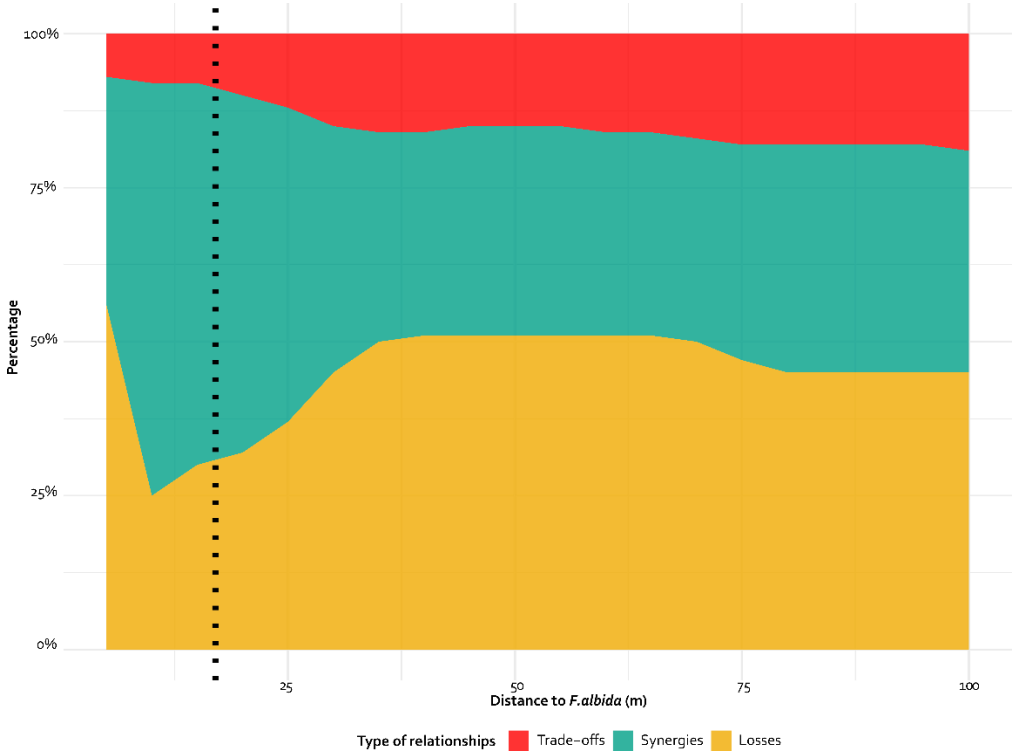


FIGURE 43. EFFET DE LA DISTANCE AU *F. ALBIDA* SUR LES RELATIONS DOMINANTES ENTRE SERVICES ECOSYSTEMIQUES POUR LES SURFACES CULTIVEES EN MIL DANS LE BASSIN ARACHIDIER SENEGALAIS. LA LIGNE VERTICALE EN POINTILLEE REPRESENTE LA DISTANCE DE 17-M IDENTIFIE DANS ROUPSARD ET AL (2020) COMME LA ZONE D'INFLUENCE DU *F. ALBIDA* SUR LE NDVI DU MIL (LEROUX ET AL., 2022A).

EFFETS DE LA COMPOSITION ET DE LA STRUCTURATION DU PARC ARBORE SUR LES RENDEMENTS

Lorsque le visiteur arrive au Sénégal, il se voit proposer au restaurant des boissons comme le jus de Bouye (fruit du baobab), le jus de Tamarin (*Tamarindus indica*) ou du jus de Ditakh (*Detaerium senegalensis*). Si le visiteur se sent fatigué alors on lui proposera de prendre de la poudre de Nebedaye (*Moringa olifera*) ou une infusion de Kinkeliba (*Combretum micranthum*). Rapidement, en montant dans un taxi, le visiteur se rendra compte que le chauffeur mache un bâton de bois et qu'à tous les coins de rue, des vendeurs vendent ces fameux bâtons de bois, appelé sothiou, objet indispensable de la vie quotidienne, considérée comme la brosse à dent traditionnelle et fabriquée à partir de nombreuses essences comme le nep nep (*Acacia nilotica*). Il suffit donc de quelques instants sur le sol sénégalais, et d'un peu d'observation, pour se rendre compte que les arbres, et tous les produits dérivés, font partis du quotidien des sénégalais. Par conséquent, il en résulte un maintien des arbres indigènes par les agriculteurs sur leurs parcelles depuis des siècles,

mais également l'introduction d'espèce exotiques, en relation avec le large spectre de services écologique, économique et culturel que fournissent les arbres (Miller et al., 2017; Reed et al., 2017; Sinare and Gordon, 2015). Cela se traduit donc par des paysages agricoles très diversifiés (Lykke et al., 2004; Sambou et al., 2017). Cette diversité des paysages agricoles permet de booster la productivité agricole des exploitations, au travers de la fourniture de nombreux services écosystémiques. La configuration spatiale des différents éléments du paysage (végétation cultivée, naturelle, semi-naturelle) est donc déterminante pour nombre de processus permettant de soutenir la production agricole, comme la régulation des ravageurs (Sow et al., 2020) ou la pollinisation des cultures par les abeilles (Otieno et al., 2015). La composition spatiale des éléments du paysage est également déterminante, mais peut aussi impliquer des compromis en termes de services écosystémiques, en raison par exemple d'antagonismes qui peuvent exister entre les différentes espèces d'arbres. En considérant un parc à *F. albida* homogène (c-a-d composé que de *F. albida*), nous avons par exemple montré qu'une densité de 10 arbres/ha peut être considérée comme optimale pour la productivité du mil (Roupsard et al., 2020). Cependant lorsque l'on raisonne à l'échelle des paysages, certaines espèces ou associations d'espèces peuvent entrainer des effets négatifs sur les cultures en raison notamment de compétition pour l'accès à l'eau, la lumière et les nutriments, ce que nous avons commencé à approcher dans Leroux et al. (In prep). Il a par exemple été montré que des espèces ombragères comme le *Parkia biglobosa* diminuaient les rendements du mil au Burkina Faso (Sanou et al., 2012). Ainsi en mobilisant des données de télédétection, des données de terrain et des approches par machine learning, j'ai essayé d'analyser la façon dont la composition et la structuration du parc arboré, et plus largement la diversité des paysages agricoles, impactaientt les variations spatiales des rendements du mil dans les parcs à agroforestiers du bassin arachidier du Sénégal.

Tout d'abord, après avoir estimé les rendements du mil par parcelle à l'échelle du site d'étude de Diohine dans le parc à *F. albida*, j'ai analysé les drivers de la variabilité spatiale des rendements à l'échelle du paysage à partir d'un algorithme de Gradient Boosting Machine (GBM) et d'un jeu de facteurs biophysiques et de gestion (eg. taux de couverture des arbres, densité d'arbres, teneur en azote du sol, stress hydrique) dérivés par télédétection (Leroux et al., 2020). Le modèle a expliqué 81% de la variabilité des rendements. L'analyse des variables d'importance a montré que la disponibilité en nutriments du sol était un facteur déterminant suivi par le taux de couverture arborée dans l'environnement de la parcelle (Figure 44A). Une analyse plus approfondie à partir du graphe de dépendance partielle a permis de mettre en évidence qu'un taux de couverture arborée entre 30% et 40% permettait de maximiser l'impact positif sur les rendements et qu'au-delà de ce seuil les arbres ne bénéficiaient plus à la culture (Figure 44B). Lors de sa thèse, **B. Ndao** a également mis en évidence cet effet seuil en montrant que les meilleurs rendements (> 1000 kg/ha) sont obtenus pour des densités d'arbres comprises entre 6 et 10 arbres/ha (Figure 44C ; **Ndao, 2022**).

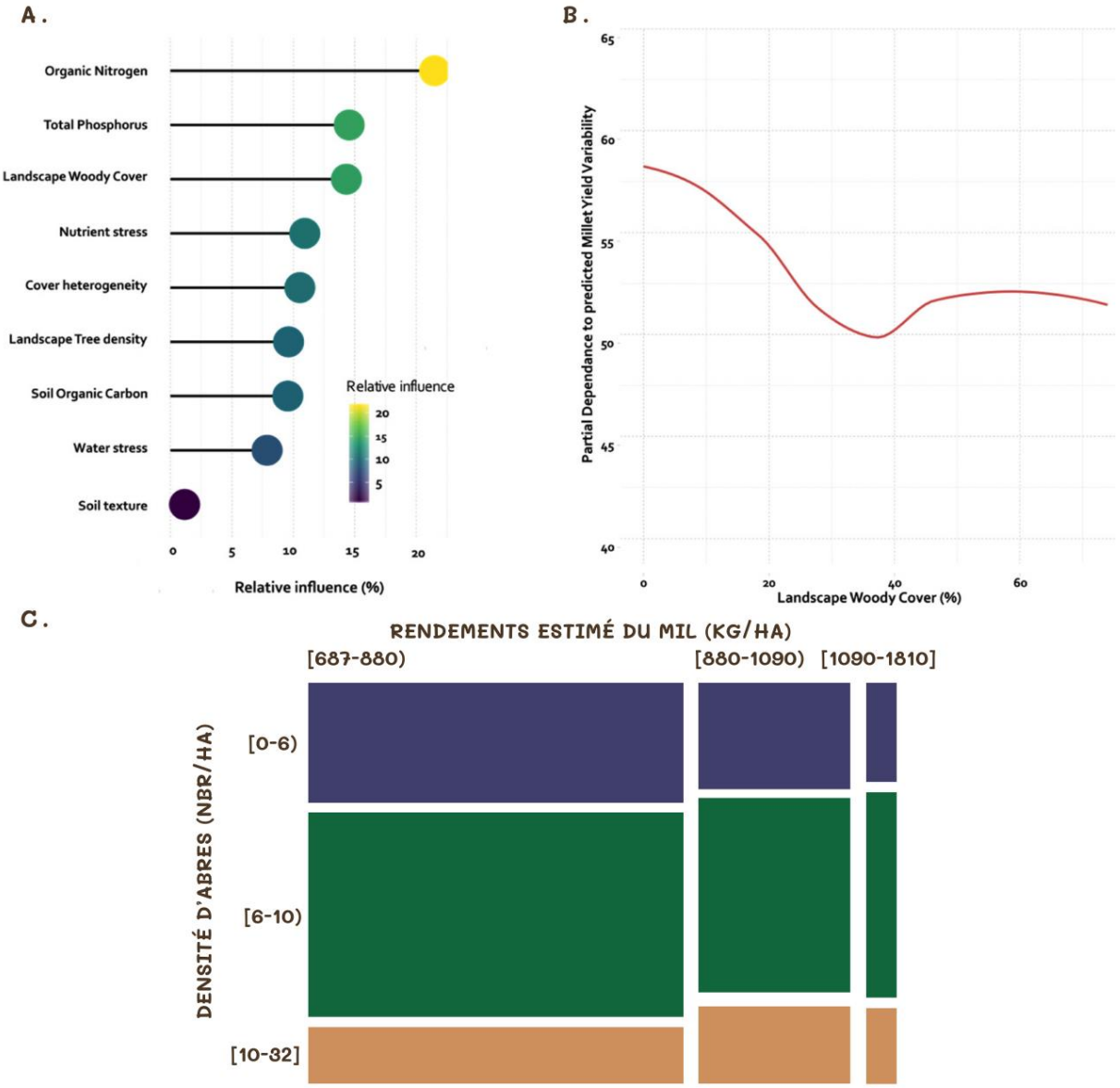


FIGURE 44. EFFET DES FACTEURS BIOPHYSIQUES ET DE GESTION SUR LA VARIABILITE SPATIALE DES RENDEMENTS DU MIL. A) VARIABLES D'IMPORTANCE ISSUES DE GRADIENT BOOSTING MACHINE, B) GRAPHIQUE DE DEPENDANCE PARTIELLE POUR LA VARIABLE DU TAUX DE COUVERTURE ARBOREE DANS L'ENVIRONNEMENT DES PARCELLES ET C) DIAGRAMME EN MOSAÏQUE DES RENDEMENTS DU MIL EN FONCTION DE LA DENSITE ARBOREE. ADAPTE DE LEROUX ET AL. (2020) ET NDAO (2022).

Dans Leroux et al. (2022b), une analyse plus approfondie a été conduite mais cette fois-ci pour deux parcs agroforestiers, à *F. albida* dans la région de Niakhar et à *Cordyla pinnata* dans la région de Nioro du Rip dans le sud du bassin arachidier, et en incluant un corpus plus étendu de variables liées au système de culture, aux paramètres biophysiques et à la diversité des paysages agricoles (occupation du sol et strate arborée) et dérivées à la fois de données de télédétection et d'enquêtes de ménage. Le modèle basé sur un GBM a expliqué près de 77% de la variabilité des rendements du mil pour le site de Niakhar et 84% pour le site de Nioro. Nous avons notamment mis en évidence que : 1) les variables liées à la diversité des paysages agricoles représentaient 53% pour Niakhar et 47% pour Nioro de l'influence relative (Figure 45A), 2) les variables liées à la composition et structuration du parc arboré comme la richesse spécifique des espèces ligneuses

et la densité d'arbres étaient les variables les plus influentes (Figure 45A) et 3) que les rendements du mil étaient positivement impactés par la richesse spécifique à partir de 2 espèces présentes dans l'environnement de la parcelle pour le site de Niakhar (Figure 45B). Une analyse en composante principale focalisée menée par **B. Ndao** a également montré pour le site de Niakhar que des variables de structuration du parc arboré (densité d'arbres et taux de couverture) mais également de diversité spécifique (richesse, indices de Shannon et Simpson) étaient corrélées positivement aux rendements du mil (Figure 45C ; **Ndao, 2022**).

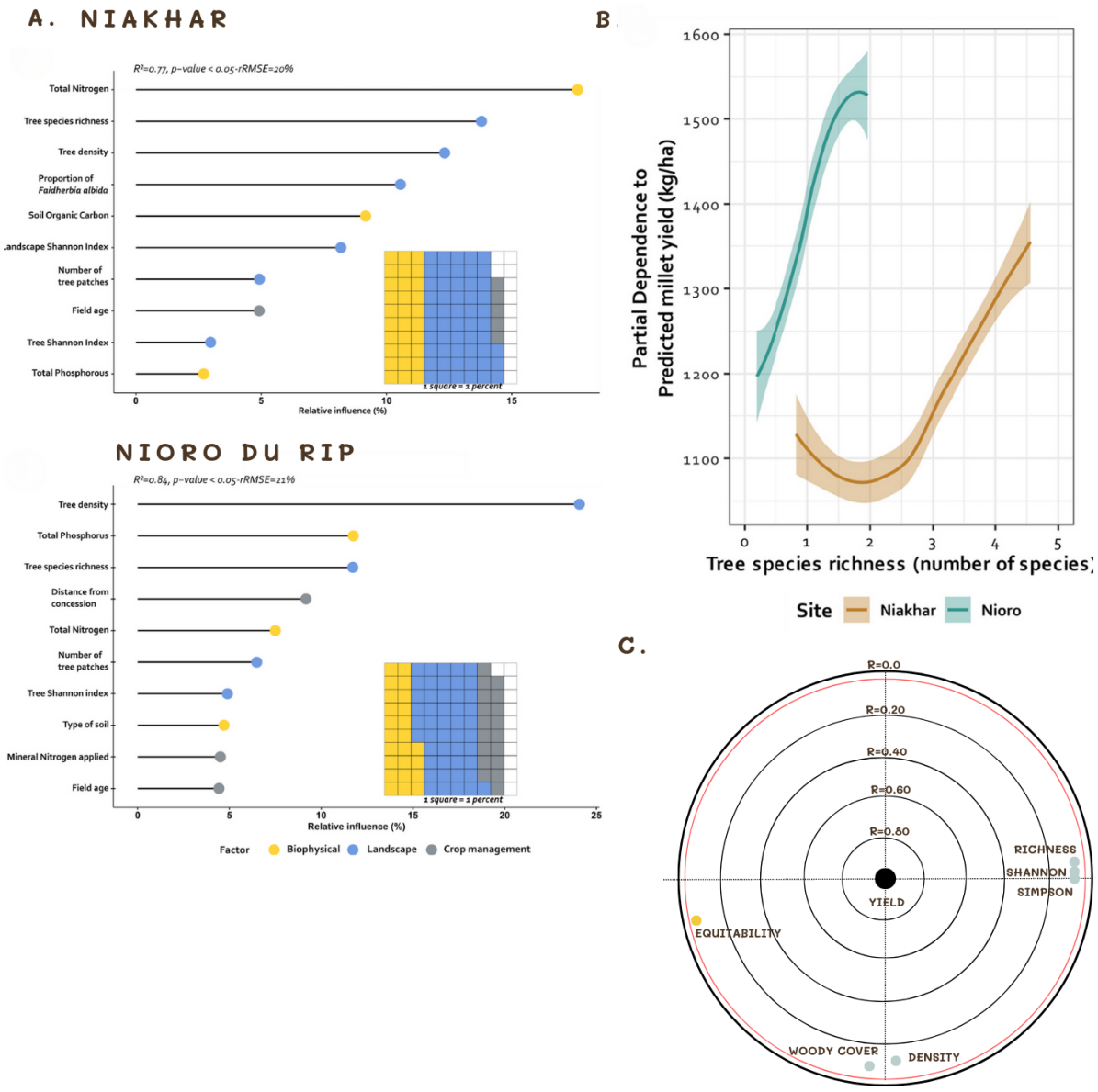


FIGURE 45. ANALYSES DE L'EFFET DE LA DIVERSITE DES PAYSAGES AGRICOLES SUR LES RENDEMENTS DU MIL DANS LE BASSIN ARACHIDIER. A) CONTRIBUTION RELATIVE DES FACTEURS BIOPHYSIQUES, SYSTEME DE CULTURE ET DE DIVERSITE DES PAYSAGES AGRICOLES ISSUE DU GRADIENT BOOSTING MACHINE. B) GRAPHIQUE DE DEPENDANCE PARTIELLE POUR LA RICHESSE SPECIFIQUE. C) ANALYSE EN COMPOSANTE PRINCIPALE FOCALISEE DES FACTEURS RELATIFS A LA COMPOSITION ET STRUCTURATION DU PARC ARBORE SUR LES RENDEMENTS DU MIL POUR LE SITE DE NIAKHAR. ADAPTE DE LEROUX ET AL., (2022B) ET NDAO (2022).

Conclusion partielle

On ne compte plus les études portant sur le rôle joué par l'agroforesterie pour répondre aux enjeux globaux : atténuation et adaptation au changement climatique, réduction de l'insécurité alimentaire et amélioration des moyens d'existence des populations, amélioration de la biodiversité et restauration des terres dégradées, pour ne citer que les principaux. Cependant ces études ne portent que sur l'analyse de l'effet des arbres sur une ou deux variables en même temps, le plus souvent à l'échelle de l'arbre, et rarement en considérant les relations potentielles de compétitions ou synergies entre ces variables à travers les échelles. Les interactions arbres-cultures s'effectuent à la fois horizontalement et verticalement et par conséquent sont extrêmement complexes à étudier tant cela met en jeux des processus qui opèrent à des échelles spatiales et temporelles différentes (Luedeling et al., 2016). Plus de 60 espèces composent le parc agroforestier à *F. albida* dans la zone de Niakhar et avec des degrés de densité très variables (**Ndao et al., 2022, 2021b, 2021a**). Raisonner à l'échelle du *F. albida*, sans prendre en considération cette hétérogénéité du parc, conduit immanquablement à ne raconter qu'un chapitre de l'histoire, et par conséquent à un épilogue partiel. Au travers d'une démarche de géographe cherchant à faire émerger de nouvelles propriétés des cartes, j'ai le sentiment d'avoir proposé de nouvelles perspectives sur la contribution des parcs agroforestiers à la provision de services écosystémiques que ce soit à l'échelle parcellaire (Leroux et al., 2022a, In prep; Roupsard et al., 2020) ou à l'échelle paysagère (Leroux et al., 2021, 2020; **Ndao, 2022b**). Les principales conclusions de ces travaux suggèrent que (1) la composition et structuration du parc arboré ont un effet significatif sur les rendements, (2) il y a des effets de seuil tant en termes de densité d'arbres que de diversité d'espèces au-delà desquels les arbres rentrent en compétition avec les cultures pour la provision de services écosystémiques et (3) les relations entre services écosystémiques se font selon un gradient de distance à l'arbre, avec un effet positif de la proximité à l'arbre sur les synergies entre services. Ici mon travail de géographe est de mettre en évidence mais ne me permet pas d'expliquer les processus sous-jacents derrière les phénomènes observés. Néanmoins, cela permet d'orienter mes collègues agronomes sur la mise en place de nouveaux dispositifs expérimentaux pour mieux prendre en compte le système agroforestier dans son ensemble. Cela a été le cas lors du projet Leap Agri RAMSES II où le choix des parcelles expérimentales a été fait de façon à intégrer ce gradient de diversité. Mais plus récemment, cela nous a conduit à ouvrir un nouveau profil de poste pour un agronome spécialiste des systèmes agroforestiers dont l'objectif sera justement d'affiner notre connaissance sur les interactions arbres-cultures à différentes échelles et pour différentes configurations de la strate arborée.

Analyser les relations entre diversite des paysages, production agricole et securite alimentaire

J'ai commencé ce chapitre en mentionnant qu'en tant que géographe, mon rôle est de faire parler les cartes pour mieux comprendre les relations Environnement-Homme. Derrière cela se cache tout simplement une volonté de proposer des solutions qui vont améliorer les conditions de vie des agriculteurs, tant d'un point de vue agronomique, environnementale et socio-économique. Compte tenu de la grande diversité qui les caractérise, quoi de mieux que de prendre les parcs agroforestiers Sénégalais pour mettre en évidence ces relations. En effet, on sait que favoriser la biodiversité au sein des paysages agricoles peut permettre d'améliorer significativement la

productivité des exploitations agricoles grâce à la fourniture de services écosystémiques (Leroux et al., 2022a) mais peut aussi contribuer directement à l'amélioration de la sécurité alimentaire et des revenus des agriculteurs (Bommarco et al., 2013; Frison et al., 2011; Pilling et al., 2020). Par exemple il a été montré que l'intégration arbre-culture-animaux au sein des systèmes agricoles permettait d'augmenter la diversité des aliments produits (Herrero et al., 2017). Ainsi après avoir mis en évidence la grande diversité des parcs agroforestiers au Sénégal (Partie 1, **Ndao et al., 2022, 2021b**) ; l'importance de prendre en considération la composante arborée dans les estimations de rendements (Partie 2, Leroux et al., 2020) et l'effet de la diversité des paysages, notamment induite par la strate arborée, sur la provision de services écosystémiques (Partie 3, Leroux et al., 2022a), cela aurait été dommage de ne pas dérouler le fil jusqu'au bout en analysant comment la diversité des paysages agricoles contribue à la sécurité alimentaire des agriculteurs. En particulier j'ai proposé de caractériser les liens directs et indirects entre la diversité des paysages agricoles dans deux parcs agroforestiers sénégalais (Niakhar et Nioro du Rip) et l'accessibilité des ménages à la nourriture (Leroux et al., 2021). Pour ce faire des données d'enquêtes de ménages conduites sur 412 ménages agricoles combinées à des informations sur la diversité des paysages agricoles dérivées de télédétection ont été mobilisées pour explorer les relations directes et indirectes liant la diversité des paysages agricoles et la sécurité alimentaire des ménages, estimée à partir de l'HFIAS (Household Food Insecurity Access Scale ; Coastes et al., 2007). Un modèle conceptuel liant diversité des paysages et diversité alimentaire proposé par Gergel et al. (2020) a été analysé au travers d'une analyse des réseaux de corrélation (« Correlation Network Analysis », CNA ; Figure 46A). Les résultats du CNA ont mis en évidence un lien direct modéré entre le taux de couverture arborée et la taille des houppiers et la sécurité alimentaire des ménages pour le site de Niakhar (Figure 46B). Cela suggère que les espèces ligneuses avec large houppier, comme c'est le cas pour la majorité des espèces d'arbres fruitiers dans la région, sont les principales espèces contribuant directement à la sécurité alimentaire des ménages. Pour les deux sites, nous avons en revanche mis en évidence que la diversité des paysages, et en particulier la diversité spécifique des ligneux, contribuait indirectement à la sécurité alimentaire des ménages *via* un « chemin agroécologique » (i.e. par la provision des services écosystémiques régulant et supportant la production agricole, Figure 46B). Ce travail nous a donc permis de mettre en évidence que, dans une optique d'amélioration des conditions de vie des ménages ruraux en petite agriculture familiale, les politiques de gestion des terres doivent considérer la diversité des espèces d'arbres autant que la densité des arbres afin d'optimiser les co-bénéfices des arbres sur les différentes dimensions de la sécurité alimentaire.

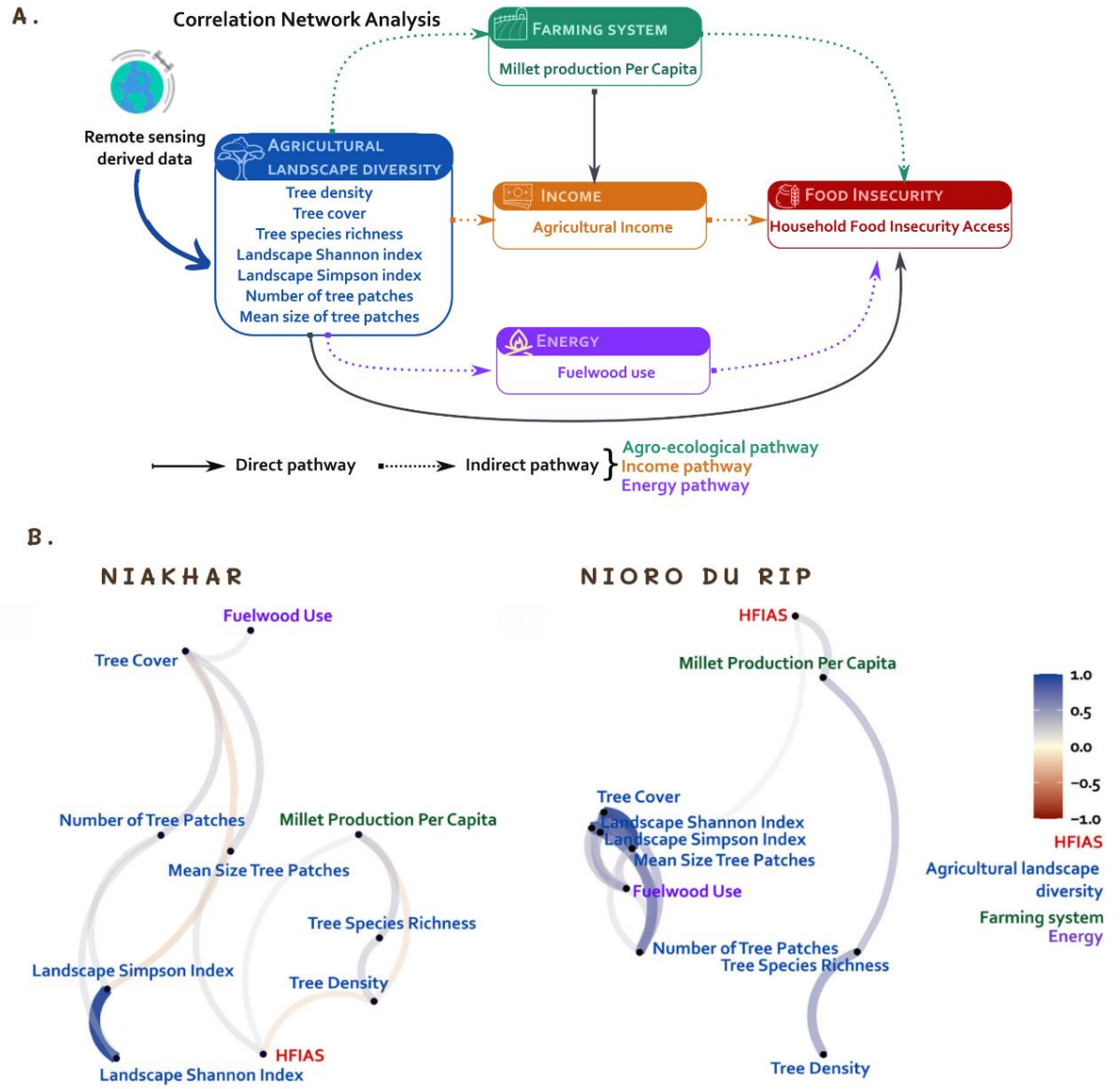


FIGURE 46. ANALYSE DES LIENS DIRECTS ET INDIRECTS ENTRE DIVERSITE DES PAYSAGES AGRICOLES ET SECURITE ALIMENTAIRE. A) SCHEMA CONCEPTUEL UTILISE POUR L'ANALYSE DES DIFFERENTS LIENS A PARTIR D'UNE ANALYSE DE RESEAUX DE CORRELATION (CNA). B) RESULTATS DES CNA POUR LES PARCS DE NIAKHAR ET DE NIORO DU RIP. LA COULEUR DES LIAISONS REPRESENTE LE COEFFICIENT DE CORRELATION ENTRE DEUX VARIABLES TANDIS QUE LA LARGEUR REPRESENTE LA SIGNIFICATIVITE DE LA RELATION. SEULES LES CORRELATIONS STATISTIQUEMENT SIGNIFICATIVES (PVALUE<0.05) SONT REPRESENTEES. ADAPTE DE LEROUX ET AL. (2022B).

CONCLUSION

Dans cette troisième et dernière partie, j'ai présenté un corpus de travaux qui je pense me permet de faire le lien entre mon domaine de formation qu'est la géographie et mon domaine d'adoption qu'est l'agronomie. Je crois particulièrement en ce pouvoir des cartes pour faire émerger de nouvelles propriétés, et la curiosité et la créativité en sont la clé pour les faires parler. Tous les travaux présentés dans cette partie ont pour point commun d'analyser des cartes produites à partir des nouvelles technologies du spatiale au travers de méthodes d'analyses innovantes, non

pas d'un point de vue purement statistique, mais dans la façon dont elles sont mobilisées : analyses de résidus, graphiques de dépendance partielle, analyses de réseaux de corrélation. De ces travaux portant sur l'utilisation de la télédétection pour comprendre, éclairer les relations Environnement-Homme, je retiendrais trois éléments structurants. Tout d'abord, l'originalité, vous me direz 'c'est le propre de la recherche'. Mais ici l'originalité a porté sur l'utilisation de données de télédétection, combinées à des données de terrain et nouvelles approches statistiques pour revisiter un certain nombre de connaissances que l'on avait acquises sur les parcs agroforestiers par exemple, en proposant une vision plus holistique : Influence des arbres sur la provision de services écosystémiques, influence de la diversité des paysages sur la sécurité alimentaire des ménages. Certes cela a porté sur un écosystème particulier et sur des zones d'études relativement restreintes, mais a eu le mérite de (ré)ouvrir un certain nombre de questions de recherches sur lesquelles nous allons continuer de travailler dans le cadre du projet HORIZON Europe GALILEO (démarrage janvier 2025) autour des questions d'agroforesterie et changement climatique en Afrique. Le second élément, la nuance. En effet, parce que l'on a mobilisé des approches un peu différentes de ce qui se fait communément pour répondre à ces questions, nous avons pu apporter un éclairage plus nuancé sur des thématiques déjà bien étudiées. Les variabilités climatiques jouent un rôle prépondérant pour expliquer les tendances sur le long terme de la productivité de la végétation, oui, mais les activités humaines comptent tout autant, et ne pas les prendre en considération dans l'analyse de la dégradation des terres par exemple, conduit immanquablement à ne traiter qu'une partie du problème (Leroux et al., 2017; **Montfort et al., 2021**). Le *F. albida* permet d'augmenter les rendements des cultures auxquelles il est associé, oui, mais cela est très dépendant de la composition et structuration de la strate arborée dans son ensemble (Leroux et al., 2022b, 2020; Ndao, 2022b). Les *F. albida* ont un effet décroissant sur la productivité des cultures à mesure que l'on s'éloigne de l'arbre, oui, mais cela n'est pas systématique, n'est pas constant, et semble dépendre de la direction cardinale (Leroux et al., In prep; Roupsard et al., 2020). Le parc à *F. albida* est pourvoyeur de nombreux services écosystémiques, oui, mais ils pourraient l'être bien plus en optimisant les synergies entre services en fonction de la distance aux arbres (Leroux et al., 2022a). Enfin les arbres permettent d'améliorer la sécurité alimentaire des ménages, oui, mais essentiellement de manière indirecte en soutenant la provision de services écosystémiques (Leroux et al., 2022a). Le dernier élément, l'interdisciplinarité. Les deux éléments précédant sont rendus possibles en grande partie parce que j'accorde une place importante à l'interdisciplinarité, sur ce volet de mes activités en particulier, mais également de façon générale dans mes recherches. Pour cela j'ai travaillé avec des biostatisticiens, des économistes, des écologues, des agronomes, des géographes, des écophysiologistes entre autres. Je pense qu'il est aussi très important de regarder ce qu'il se fait dans les autres disciplines et adapter les approches et méthodes à nos propres questionnements. Par exemple les « Correlation Network Analysis » sont des techniques de visualisation des données plutôt utilisées en biologie ou génétique. Ce troisième volet de mes activités est le plus succinct, mais en tant que géographe, faire parler les cartes, les mettre en relation avec des données diverses pour en faire émerger de nouvelles propriétés est vraiment ce qui m'anime.

© Leroux Louise, 2023

« A peine un engin volant s'est-il écrasé qu'un autre prend le relais, nouveau maillon de la chaîne qui peu à peu quitte la terre. Longtemps, on a eu le nez dans le paysage, on en était une part minuscule, enfouie, aveugle, on ne l'appelait même pas paysage, cette nature qu'on sentait avant de la voir – l'hostilité de la chaleur et du froid, les cultures à discipliner à la force des bras, le noir de la forêt dont on faisait les contes. Pour la changer en paysage, il a fallu prendre de la distance, celle que donnent la peinture comme la cartographie, appeler sublimes les lieux qu'on n'avait pas encore apprivoisés, les pôles, les mers, les montagnes acérées, classifier le monde et pour cela s'élever, toujours, dans des ballons, dans des avions, un jour dans des stations spatiales.»

Hélène Gaudie, Un monde sans rivage, Actes Sud, 2019

Partie 4

Discussion generale et perspectives de recherche

« Au-dessus d'ces collines s'élève ma voix à jamais
Ô mon petit pays, ô Rwanda bien-aimé
Un million de gouttes d'eau qui tombent de terre en ciel
Un million de nos tombes en trombes torrentielles
De nos fosses profondes à nos points culminants
Nous sommes debout maintenant les cheveux dans le vent
À conjurer le sort qu'un désastre engloutit
À se dire qu'on est fort, qu'on vient de l'infini»

Gaël Faye, Guillaume Poncelet, et Samuel Kamanzi (2020). Extrait de la chanson " Kwibuka". In Lundi Méchant. © Warner Chappell Music France / Gaël Faye / Alternative Cultivated Beat Music / Blend

Discussion generale et perspectives de recherche

Elements de discussion

Un parcours a l'interface entre teledetection et agronomie

Je suis géographe de formation basée dans une unité d'agronomie. Mon parcours de recherche jusqu'à présent présente donc la particularité d'être à l'interface entre science géographique et science agronomique. Le curseur entre les deux n'a cessé de se déplacer d'un côté comme de l'autre mais pour au final aboutir à un réel équilibre dans mes recherches entre la création d'informations issues de la télédétection permettant de faire avancer nos réflexions sur l'évaluation des performances agronomiques et environnementales des systèmes de culture en petite agriculture familiale d'une part, et l'assimilation des connaissances acquises par mes collègues agronomes sur nos terrains d'étude pour guider mes recherches en télédétection d'autre part. Je pense que c'est aujourd'hui ce qui fait la réelle force de mon parcours.

L'apport de la teledetection a l'agronomie

Les applications de la télédétection à l'agriculture ne font que progresser dans le temps, avec une augmentation significative du nombre de publications observée à partir de 2017 (Figure 47), près d'un an après le lancement des constellations Sentinel. Ces dernières ont considérablement redessiné le paysage de la télédétection appliquée à l'agriculture et ce en particulier dans les régions complexes comme observées en Afrique au Sud du Sahara. Comme illustré tout au long de ce manuscrit, la télédétection permet de décrire les paysages agricoles, notamment au travers de cartes d'utilisation du sol (Partie 1), d'évaluer et caractériser les performances agronomiques et environnementales de systèmes de culture (estimation des rendements, de paramètres biophysiques des couverts …, Partie 2) ou d'éclairer les relations entre les différents éléments composants les systèmes de culture et leurs performances (Partie 3). Appliquée aux paysages complexes et diversifiés de petite agriculture familiale, la télédétection permet en particulier de fournir des informations exhaustives sur de vastes territoires, souvent difficile d'accès (e.g. Leroux et al., 2017; **Lo et al., 2022; Montfort et al., 2021**). La télédétection, en offrant une description fine des terres cultivées, permet également d'optimiser les protocoles d'échantillonnage de terrain et donc la mise en place d'expérimentations terrain représentatives de la diversité des situations rencontrées, comme montré au cours de la thèse de **B. Ndao** (**Ndao, 2022b; Ndao et al., 2021b**). Nous avons également montré que la télédétection était un outil particulièrement pertinent pour créer de l'information pour des environnements pauvres en données de terrain, comme cela a été le cas au Burkina Faso pour une problématique d'estimation des rendements (Leroux et al., 2019). Enfin la télédétection, de part toutes ces caractéristiques mentionnées précédemment, permet d'apporter de nouvelles perspectives à des questions agronomiques jusqu'à présent traitées exclusivement à l'échelle de la parcelle. Pour illustrer ce point, je peux citer notamment tous les travaux menés au Sénégal à l'échelle intra-parcellaire et du paysage sur l'influence du *F. albida* sur la productivité du mil et venant considérablement nuancer les travaux menés jusque-là à l'échelle de l'arbre (Leroux et al., 2022a, 2019; Roupsard et al., 2020).

Un autre indicateur de l'importance de la télédétection pour répondre à des enjeux agronomiques, et au-delà de cela, à des enjeux globaux pour lesquels l'agriculture occupe une place centrale, est le nombre d'initiatives internationales autour des thématiques «Observation

de la Terre» et « Agriculture ». Ces initiatives ont principalement pour vocation de passer de la télédétection comme outil de recherche à de la télédétection comme outil d'aide à la décision, dont GEOGLAM (Group on Earth Observations Global Agricultural Monitoring Initiative) en est le parfait exemple. De nombreux systèmes d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire intègrent également des données de télédétection pour effectuer un suivi des surfaces cultivées (Bégué et al., 2023) ou des parcours pastoraux (**Lo et al., 2022**). Cependant nous avons également pu constater que pour le continent africain, le renforcement des capacités, de la volonté politique ou encore du partenariat public-privé étaient autant de verrous sur lesquels travailler pour que la télédétection devienne réellement un outil d'appui aux politiques publiques agricoles (Bégué et al., 2020). Parmi les initiatives récentes qui vont dans ce sens, on peut notamment citer l'initiative « EO and AI for SDGs innovation [29]» développée conjointement par ESA Φ-lab et le Programme Alimentaire Mondiale, mais également l'initiative EO Africa[30], toujours de l'ESA, dont l'objectif est de renforcer le partenariat Afrique-Europe afin de faciliter l'adoption des technologies du spatiales sur le continent. C'est notamment dans ce cadre que nous avons proposé le projet FATIMA qui a permis de supporter le développement du module d'estimation de la qualité fourragère par télédétection du Centre de Suivi Ecologique (**Lo et al., 2024, 2023**). Dans un avenir proche nous pouvons nous attendre à ce que la démocratisation de l'accès à des données à haute résolution spatiale comme PlanetScope, la multiplication des modules de formation en ligne que ce soit en télédétection, programmation ou sciences des données et le développement de plateformes de traitements des données en ligne comme ce qui est proposé par Digital Earth Africa[31], permettent de considérablement renforcer les compétences en télédétection et science du spatial sur le continent.

[29]https://philab.esa.int/ai-for-sustainable-development-goals-initiative-yields-user-focused-solutions-to-enhance-food-security/

[30] https://eo4society.esa.int/eo-africa/

[31] https://www.digitalearthafrica.org/

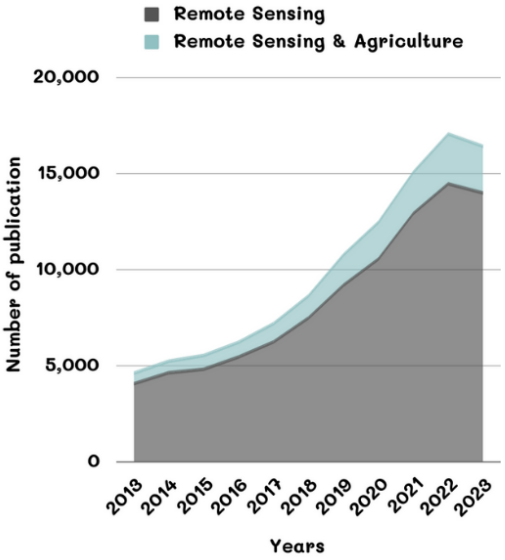


FIGURE 47. NOMBRE DE PUBLICATIONS SUR LES 10 DERNIERES ANNEES REPONDANT AUX CRITERES « REMOTE SENSING » ET « REMOTE SENSING AND (AGRICULT* OR CROP* OR FARM*) SOUS ISIWEB OF KNOWLEDGE.

L'APPORT DE L'AGRONOMIE A LA TELEDETECTION

Lorsque l'on me demande si je ne regrette pas d'être dans une unité de recherche qui n'est pas au cœur de mon domaine de compétence, j'ai pour habitude de répondre que si c'était à refaire, je le referais sans hésitation, tout simplement, car être au contact d'agronomes, avec toutes les disciplines que cela comporte (modélisateurs, agronomes système, éco-physiologistes, entomologistes ···), représente définitivement une richesse à la mise en œuvre d'approches basées sur l'observation de la Terre en réponse à des enjeux agronomiques. J'ai énormément écouté, appris aux contacts de mes collègues, ce qui m'a permis de changer de point de vue sur mon propre domaine de compétence, en passant d'une vision non plus centrée sur la technique et l'outil, mais sur une vision où la technique n'est qu'une étape pour générer des connaissances qui font sens d'un point de vue agronomique. Et tout cela n'a été possible que parce que c'est l'agronomie qui a été moteur de mes recherches en télédétection ces dernières années. Le premier marqueur direct de cela est un glissement progressif des journaux dans lesquels je publie vers plus de diversité. Pendant ma thèse j'ai publié exclusivement dans des revues de télédétection (*Remote Sensing, IEEE JSTARS, Remote Sensing of Environment*). Aujourd'hui mes publications sont majoritairement dans des revues en agronomie et sciences des cultures (e.g. *Field Crop Research, Agricultural Systems*) ou en sciences environnementales (*Sciences of Total Environment, Global Change Biology*). Concrètement pour moi, il s'agit surtout de repenser les enjeux scientifiques de mon équipe à l'échelle des territoires, ce qui m'a amenée vers de nouveaux questionnements (Figure 48). Le tout premier a été de me « former » auprès de mes collègues agronomes afin de comprendre leurs enjeux, et surtout afin de pouvoir incorporer davantage de connaissances agronomiques dans mes approches pour pouvoir les améliorer. Cela s'est surtout traduit ensuite dans la façon dont j'ai abordé toutes mes recherches sur les estimations des rendements par télédétection : comment mieux prendre en compte les phases sensibles de développement de la plante (Leroux et al., 2019) ?, comment mieux prendre en compte l'effet

des arbres sur la productivité des systèmes de culture (Leroux et al., 2020) ? Comment mieux prendre en compte la phénologie de la plante (**Gbodjo et al., 2021**; Leroux et al., 2020) ? Comment mieux prendre en compte la variabilité intra-parcellaire (**Diack et al., 2024**; Roupsard et al., 2020). Le second a été de se dire qu'il fallait pouvoir caractériser nos parcelles expérimentales et leurs environnements avec des indicateurs simples, que l'on puisse mettre en relation avec des données observées. Ainsi dans le cadre de leur thèse **B. Ndao** et **J.E. Gbodjo** ont travaillé sur la caractérisation de la couverture ligneuse (**Ndao et al., 2022**) et de l'utilisation du sol (**Gbodjo et al., 2020**) dans le parc à *F.albida* du Sénégal. Ces informations ont ensuite permis de dériver des indices de diversités des paysages dans l'environnement des parcelles expérimentales et d'analyser les relations entre cette diversité et les performances agronomiques et environnementales observées (Leroux et al., 2022b, 2020). Le troisième a été de se questionner sur le changement d'échelle. Il s'est notamment poser la question de comment choisir nos parcelles expérimentales de façon à être représentatives de la diversité du territoire. Pour ce faire avec **B. Ndao** nous avons travaillé à une méthode d'optimisation des protocoles d'échantillonnage prenant en compte le gradient de diversité paysagère (Ndao et al., 2021b). Cette approche a depuis été déployée à l'échelle de plusieurs pays dans le cadre de l'initiative OneCGIAR Excellence in Agronomy pour choisir les parcelles de validation des différents cas d'étude. Les expérimentations sur le terrain montrent aussi une très grande variabilité intra-parcellaire et inter-parcellaire. Par conséquent si l'on veut raisonner le changement d'échelle il convient de pouvoir prendre en compte ces deux types de variabilité. C'est dans ce cadre que nous avons commencé la thèse d'**I. Diack** qui se propose d'explorer à cet effet la combinaison drone-satellite (**Diack et al., 2024**)**.** Enfin qui dit raisonner le changement d'échelle dit aussi raisonner le changement d'échelle dans les outils d'acquisition de données sur le terrain. L'expérience a montré que cela devenait vite difficilement gérable de faire des acquisitions d'informations sur de grands réseaux de parcelles, compte tenu entre autres de la grande diversité à couvrir mais également de l'accessibilité des parcelles qui augmente les temps de déplacements. C'est dans ce cadre que j'ai notamment proposé le projet CRESI ELISA visant à comparer différentes méthodes indirectes d'estimation du Leaf Area Index sur des couverts hétérogènes (Leroux et al., In prep). La question sous-jacente était surtout de voir si l'on pouvait se passer du LAI2200-C, approche que nous utilisions jusqu'à présent. Pour conclure, si l'on tape les mots clés « Agronomie » et « Télédétection » dans un moteur de recherche, vous ne trouverez que des présentations sur l'apport de la télédétection à l'agronomie, alors que la réciproque est tout autant fondamentale, et c'est une des leçons apprises lors de ces dernières années au sein de l'UR AïDA.

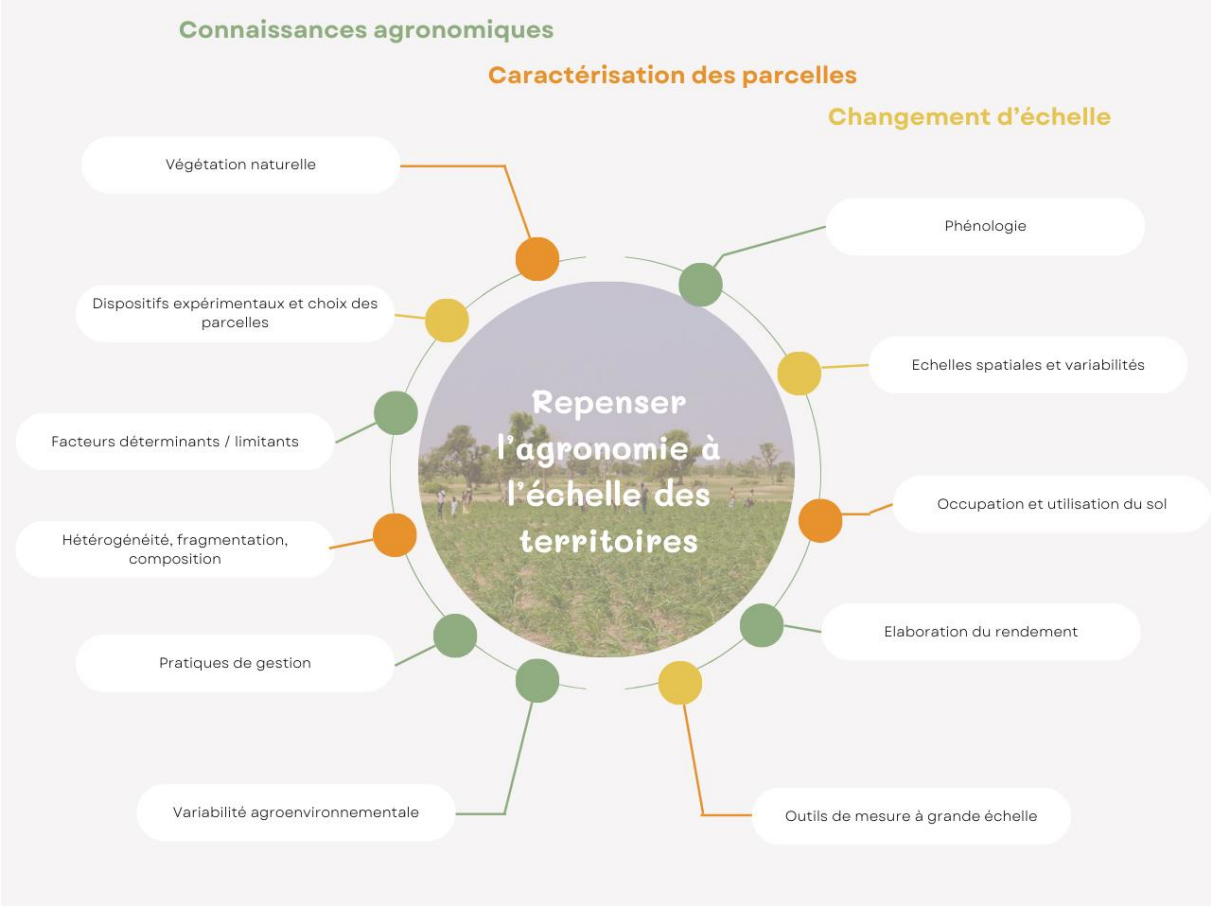


FIGURE 48. MIND MAP DES DIFFERENTS ASPECTS LIES A L'AGRONOMIE DES SYSTEMES DE CULTURE AYANT INFLUENCES MES RECHERCHES EN TELEDETECTION.

LA COMPLEMENTARITE AU CŒUR DE MES RECHERCHES

De par le positionnement de mes recherches à l'interface entre sciences géographiques et sciences agronomiques, c'est la complémentarité entre thématiques, approches et échelles spatiales et temporelles, qui a été la ligne directrice de mes travaux. Cette complémentarité permet de multiplier les points de vue, les angles d'attaque, de confronter parfois des résultats mais avant tout a permis de faire progresser mes réflexions. Pour ce faire, il a fallu également repousser les limites de mon domaine de compétences, me pencher sur d'autres disciplines : agronomie, écologie, économie, sciences des données ou biostatistiques. Je me suis souvent trouvée avec le sentiment d'inconfort que peut procurer la découverte d'horizons peu familiers, mais j'en ai aussi tiré beaucoup de positif, notamment une plus grande flexibilité et liberté dans la façon de construire mes recherches.

LA COMPLEMENTARITE DES THEMATIQUES

Les différentes études menées au cours de mon parcours sur la caractérisation des paysages agricoles en petite agriculture familiale par télédétection, contribuent à une meilleure compréhension de l'influence du paysage et de ses déterminants sur les performances agronomiques et environnementales des systèmes de culture, et plus largement sur la sécurité alimentaire. Pour cela j'ai développé des recherches autour de deux thématiques principales que sont la caractérisation des paysages agricoles (Partie 1) et l'évaluation de leur productivité (Partie

2) et ce afin de nourrir une réflexion plus générale sur le lien entre paysage agricole et sécurité alimentaire (Partie 3). Les principales conclusions de ces trois aspects structurants de mon travail peuvent être résumées comme suit :

(1) Une stratégie d'échantillonnage spatialisée prenant en compte le gradient de diversité paysagère est nécessaire pour pouvoir cartographier la diversité des paysages (Partie 1), évaluer les rendements et les services écosystémiques à large échelle (Partie 2) et enquêter sur la sécurité alimentaire des ménages en lien avec la diversité des paysages (Partie 3).
(2) Les arbres faisant partie-intégrante des paysages agricoles, la caractérisation de la diversité paysagère passe par une description fine de l'utilisation du sol et de la couverture ligneuse (Partie 1).
(3) La structuration et diversité des paysages (Partie 1) et leur dynamique dans le temps sont un facteur déterminant de la productivité des systèmes à travers les échelles spatiales (Partie 2).
(4) L'effet de la diversité des paysages sur les performances agronomiques des systèmes de culture n'est pas linéaire (Partie 2)
(5) La structuration et diversité des paysages (Partie 1) peuvent avoir un effet significatif sur la sécurité alimentaire des ménages (Partie 3) …
(6) Mais principalement au travers d'un lien indirect via la provision de services écosystémiques soutenant la productivité agricole (Partie 2 et Partie 3).

La complementarite des approches et echelles

La seconde forme de complémentarité de mes travaux est la complémentarité des approches (notamment *via* la mobilisation de données de terrain, de données de télédétection, et analysées au travers d'approches de modélisation empirique ou mécaniste) et des échelles spatiales.

Il apparait évident que les fondations de nos recherches reposent sur la qualité des données de terrain que l'on acquiert. Dans le cadre de mes travaux et des différentes thèses il s'est agi de collecter aussi bien des données quantitatives (rendement, LAI, biomasse, thèses de **I. Diack, B. Ndao, A. Lo**) que des données qualitatives sur les pratiques des agricultures ou les stratégies de sécurité alimentaire des ménages, ou enfin de données d'inventaire (utilisation du sol, arbre et espèce associée, thèses de **B. Ndao, J.E. Gobdjo, E. Castro**). Les données d'inventaire ont principalement servi à la production d'informations thématiques pour caractériser les paysages agricoles (Castro Alvarado et al., 2023; Gbodjo et al., 2020; Ndao et al., 2021b) tandis que les informations quantitatives ont servi à la production d'information sur la productivité des systèmes (e.g. **Gbodjo et al., 2021**; Leroux et al., 2022a; **Lo et al., 2022**). Enfin les données qualitatives ont principalement permis d'affiner notre compréhension des relations entre diversités des paysages et sécurité alimentaire, en particulier lorsque analysées conjointement avec les données d'inventaires et quantitative au travers d'approches par machine learning (Leroux et al., 2022b). Les données de terrain viennent nourrir nos approches de télédétection, mais la télédétection peut aussi contribuer à collecter nos données de terrain, et c'est, comme mentionné à plusieurs reprises dans ce document, un point central de mes activités ces dernières années, notamment

au travers de la thèse de **B. Ndao** (**Ndao et al., 2021b**) qui a proposé une méthode d'optimisation des protocoles d'échantillonnage basée sur des données agroenvironnementales spatialisées.

Au cours de mes travaux de recherche j'ai également utilisé des méthodes empiriques (paramétrique ou non) basées sur des données observées, mais aussi mécanistes permettant de décrire les processus agronomiques en cours. Si le premier type d'approche est présent dans l'ensemble de mes travaux (Partie 1, Partie 2 et Partie 3), la seconde est présente uniquement dans la Partie 2. Les méthodes empiriques présentent l'avantage d'être assez rapides à mettre en place et flexibles. Dans le cas de mes travaux, c'est avant tout le volet prédictif de méthodes empiriques qui a été mobilisé. Cependant, bien qu'elles reposent sur un grand degré de simplification et d'abstraction des systèmes d'études, elles permettent de faire émerger rapidement les principaux processus, et ce d'autant grâce à des modèles par machine learning qui sont de plus en plus interprétables (voir par exemple l'ouvrage de Christoph Molnar, « Interpretable Machine Learning A Guide for Making Black Box Models Explainable[32] »). Les modèles mécanistes eux permettent effectivement de façon bien plus pousser de décrire les processus, mais également de faire des scénarios pour évaluer l'impact de telle ou telle modification de variables ou paramètres sur les sorties du modèle. Dans mon cas je n'ai que très peu utilisé les modèles mécanistes en tant que tels mais davantage en complémentarité avec les modèles empiriques. Il s'agit des travaux menés sur l' « uncalibrated approach », c'est-à-dire l'utilisation des sorties de modèle de croissance de plante (i.e. SARRAH) pour fournir des données observées à des modèles empiriques (Leroux et al., 2019).

Enfin, il y a également eu dans mes travaux de recherche une utilisation très diversifiée de capteurs de télédétection, allant du drone au satellite à basse résolution spatiale, et donc des travaux complémentaires à différentes échelles spatiales et temporelles permettant d'adresser la question de la caractérisation par télédétection de l'agriculture familiale sous différents angles (Figure 49). Les données drone permettent par exemple une évaluation des paramètres biophysiques et de structure (e.g. LAI, FCover) à l'échelle du couvert cultivé voir de la parcelle pour la saison culturale en cours (e.g. **Diene et al., 2024**). Les données à très haute résolution spatiale comme PlaneteScope ou RapidEye, ou à haute résolution spatiale comme Sentinel-2 permettent-elles de travailler à l'échelle du système de culture pour en estimer la productivité annuelle et évaluer la variabilité inter-parcellaire (e.g. **Gbodjo et al., 2021**; Leroux et al., 2020). La combinaison de ces dernières avec des données drone a également permis de mieux prendre en compte la grande hétérogénéité des couverts cultivés à l'échelle intra-parcellaire (**Diene et al., 2024**) dans les estimations de la productivité des systèmes de culture (**Diack et al., 2024**). Les données à haute et moyenne résolution spatiale comme Sentinel-2 ou Landsat 8 ont elle permis de travailler à l'échelle du système agricole. Elles ont notamment permis de cartographier l'utilisation du sol ou la couverture ligneuse (**Castro Alvarado et al., 2023; Gbodjo et al., 2020; Lu et al., 2022**), d'estimer la provision de plusieurs services écosystémiques et de leurs relations ou d'analyser la relation diversité des paysages et sécurité alimentaire pour le système agrosylvopastoral des parc à *F. albida* (Leroux et al., 2022a, 2022b) ou bien effectuer des bilans de biomasse fourragère en saison sèche pour les systèmes sylvopastoral et pastoral du Sénégal

[32] https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/

(**Lo et al., 2024, 2022**). Enfin les données à basse résolution spatiale comme MODIS permettent de travailler à l'échelle de la région afin d'analyser les tendances à long terme de la production de végétation et les drivers associés (Leroux et al., 2017; **Montfort et al., 2021**) mais également de renseigner les systèmes d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire sur les grandes tendances spatiales de la production de végétation (Bégué et al., 2023). L'utilisation de ces différents capteurs, indépendamment ou en combinaison, est importante pour appréhender de façon holistique la caractérisation et l'analyse des paysages agricoles, notamment en vue d'apporter des réponses adaptées à chaque échelle mais également prenant en compte les interactions entre les échelles.

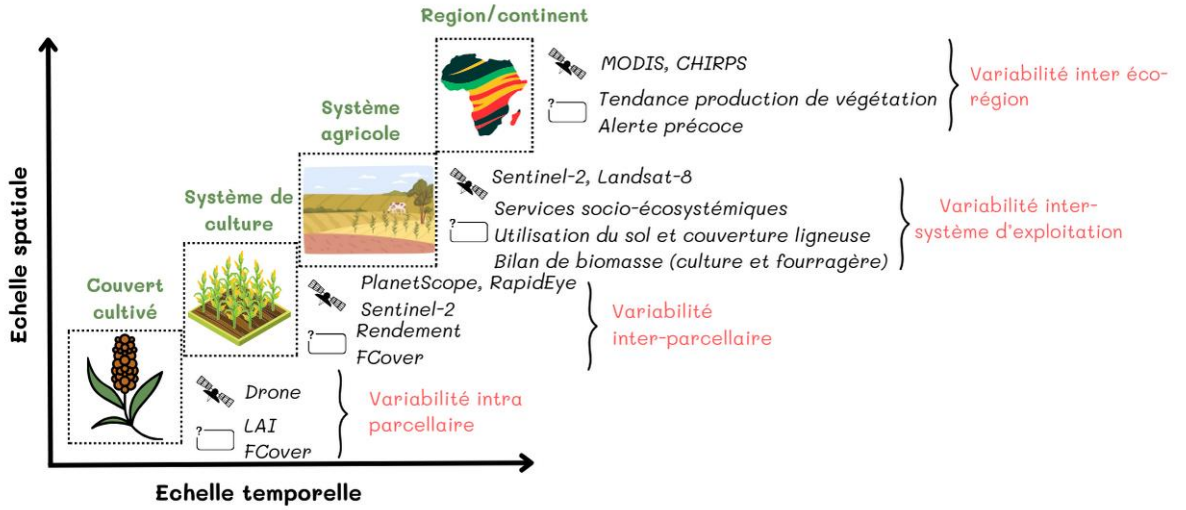


FIGURE 49. REPRESENTATION GRAPHIQUE DE L'ARTICULATION DES THEMATIQUES DE RECHERCHES, DES CAPTEURS AU TRAVERS DES ECHELLES SPATIALES ET TEMPORELLES AU SEIN DE MES RECHERCHES. LES THEMATIQUES SONT DONNEES A TITRE D'EXEMPLE ET NE SONT PAS EXHAUSTIVES.

Hormis les quelques exemples cités précédemment (articulation drone/satellite ou combinaison modèle empirique/modèle mécaniste), l'une des limites à mes travaux est d'avoir juxtaposé les échelles spatiale et temporelle, sans jamais avoir vraiment réussi à les articuler et à les intégrer. Pouvoir intégrer des informations à différentes échelles spatiales et/ou temporelles, posent néanmoins un certain nombre de défis méthodologiques comme par exemple comment agréger des données sans perdre l'essentiel de l'information, comment formaliser des relations spatiales entre des entités à différentes échelles spatiales, comment prendre en compte les variations dans les temporalités différentes en fonction des échelles spatiales. Une piste d'amélioration potentielle pour progresser dans ce sens serait d'utiliser une approche de modélisation spatialisée à base de graphes d'interaction comme ce qui a été développé pour la plateforme OCELET (Degenne and Lo Seen, 2016) par mes collègues de l'UMR TETIS. Chaque système est alors décrit en termes d'entités distribuées dans l'espace et qui sont en interaction entre elles (ex. l'entité champs est en interaction avec l'entité ferme qui elle-même est en interaction avec l'entité paysage) et les graphes d'interaction permettent alors de décrire explicitement les processus d'articulation entre ces entités. On s'affranchit donc notamment de toutes les problématiques de ré-échantillonnage spatiaux ou temporels. De nombreuses applications « OCELET » ont déjà été développées avec

succès au sein du Cirad : SARRA-H a été ré-écrit en OCELET et est devenue SARRA-O (e.g. Leroux et al., 2019), dans le cadre du projet NIAYES 2040[33] ma collègue de thèse Camille Jahel a également utilisé OCELET pour évaluer les impacts de différents scénarios exploratoires du futur de la région des Niayes au Sénégal, enfin Annelise Tran toujours de l'UMR TETIS a également développé AlboRun[34] un outils prédictif basé sur OCELET permettant de prédire la dynamique de la population du moustique tigre à la Réunion.

Le suivi de l'agriculture familiale africaine a l'ere du Big Data et de l'Intelligence Artificielle

Tout au long de ce manuscrit j'ai mis en avant le rôle prépondérant qu'ont à jouer les jeux de données massifs et les nouvelles techniques d'analyses de données pour le suivi et la caractérisation de l'agriculture africaine, tant d'un point de vue de l'acquisition d'information terrain ou de la télédétection (satellite et/ou drone) que de la mise en place d'approches innovantes pour faire émerger de nouvelles propriétés de ces données. Bien que je n'aie fait que toucher du doigt ces problématiques du « Big Data » et de l'intelligence artificielle, cela m'a permis de mettre en exergue un certain nombre de limites à mes travaux, résidant notamment autour de l'acquisition de données terrain de qualité et en quantité suffisante. En effet, bien que nous ayons fait, au travers de la thèse de **B. Ndao**, un important travail sur l'optimisation des protocoles de collecte de données, notamment de façon à pouvoir répondre à des enjeux méthodologiques de télédétection, la qualité des résultats obtenus a tout de même été en grande partie influencée par la qualité de nos données de terrain.

Opportunite du Big Data et de l'IA

Le "Big Data" est incontestablement l'un des moteurs actuels de la transformation de l'agriculture. L'agriculture fondée sur les données bénéficie à tous les acteurs du secteur agricole, agriculteurs, décideurs politiques mais également chercheurs. Par exemple les chercheurs peuvent désormais mobiliser des décennies d'informations sur le climat, les cultures mais également des informations satellites sur la productivité de la végétation pour développer des modèles de prédiction des rendements permettant aux agriculteurs d'optimiser leur pratique afin de maximiser leur rendement et réduire les stress potentiels. C'est toute la logique derrière l'Initiative OneCGIAR Excellence in Agronomy pour laquelle je suis en affectation maintenant à IITA au Kenya : comment des décennies de données collectées par les CGs et leurs partenaires pour la recherche agronomique, peuvent maintenant être converties en outil d'aide à la décision pour les agriculteurs. Pour cela, les CGs ont mis en place GARDIAN (Global Agricultural Research Data Innovation Acceleration Network), qui en plus de donner l'accès à un volume de données agronomiques sans précédent (données de terrain, données géospatialisées, rapport …), fournit également tout une suite d'outils permettant d'appuyer l'acquisition de données terrain (e.g. AgroFIMS[35]), le nettoyage et mise en forme des données (e.g. FAIRScribe[36]) jusqu'à l'analyse des données (e.g. CGLabs ou le Crop Modelling Cloud Toolkit). Dans ce cadre nous sommes en train

[33] https://www.cirad.fr/dans-le-monde/cirad-dans-le-monde/projets/projet-niayes-2040
[34] https://dataverse.cirad.fr/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.18167/DVN1/XF2I3L
[35] https://agrofims.org/about
[36] https://fairscribe.scio.services/

de développer sous l'environnement CGLabs, AgWISE[37], un outil d'aide à la décision pour la fertilisation et les dates semis, intégrant données de terrain, modèle de croissance de plante et données de télédétection, au travers d'approches par Machine Learning.

L'exemple de EiA n'est qu'un parmi d'autres illustrant de façon concrète comment le Big Data est actuellement un point central de la recherche agronomique opérationnelle. Il en va de même de l'Intelligence Artificielle au sens large, et plus spécifiquement du Machine/Deep Learning, permettant d'analyser ces jeux de données massifs. L'une des limites aux approches par Machine/Deep Learning dans nos contextes d'intérêt est, nous l'avons vu à plusieurs reprises, la quantité de données que nous avons à disposition. Or avoir des données en quantité suffisante et représentatives est fondamentale pour l'entrainement et la performance des modèles d'IA. Certes des initiatives comme GARDIAN ou le Dataverse du Cirad donnent accès à de grands jeux de données mais cela est toutes cultures, toutes géographies confondues. Lorsque l'on veut travailler sur une culture spécifique et un environnement en particulier, les données se réduisent comme peau de chagrin. Si l'on fait une recherche sur le mot clé « cereales » sur GARDIAN, près de 2500 jeux de données sont disponibles. La même recherche sur « millet AND Senegal » ne donne plus que 5 jeux de données disponibles. Nous voyons alors de plus en plus d'études portant sur la « Data augmentation » ou l'augmentation des données, consistant, à partir d'un jeu de données existant, à augmenter artificiellement les données à disposition pour l'apprentissage des modèles, soit par transformation des données (i.e. création de variantes de données existantes) soit par simulation (i.e. création de données réalistes représentatives des données originales). Cependant, encore assez peu d'études mobilisant des techniques de « Data augmentation » portent sur le contexte de la petite agriculture familiale. Le peu d'études existantes portent principalement sur des thématiques de cartographie des limites de parcelles (e.g. Cai et al., 2023; Pan et al., 2023). Pour ce qui est de mes travaux, j'ai cependant quelques exemples, souvent non-identifiés comme tels dans un premier temps, d'utilisation de technique d'augmentation des données. Dans le cadre d'un stage réalisé en collaboration avec Jérémy Lavarenne (UMR TETIS Cirad, mais à l'époque en poste chez SOWIT) en 2021 sur l'estimation de paramètres biophysiques du blé au Maroc, l'étudiant avait appliqué une technique de transformation des données pour augmenter le jeu d'images acquises par smartphone (rotation, rognage, bruit ···)[38]. Ensuite dans les travaux menés sur l'évaluation des rendements (Leroux et al., 2019), l'utilisation des sorties de modèle de culture pour créer des données de rendements dans la gamme de variabilité de ce qui est observé chez les agriculteurs peut également être assimilée à de la « Data augmentation » par simulation. Il en est de même de l'utilisation de données de rendements estimés par drone pour l'entrainement d'un modèle basé sur de l'imagerie satellitaire afin d'enrichir les données observées sur le terrain comme ce qu'est actuellement en train de mettre en place **I. Diack** dans le cadre du deuxième volet de sa thèse. Les exemples des avantages du Big Data et de l'IA pour le suivi de l'agriculture sont nombreux et ne peuvent être tous présentés ici, mais la question de la donnée me semble actuellement fondamentale pour aller plus loin.

[37] https://github.com/AgWISE-EiA/AgWISE-generic
[38] https://github.com/sowit-labs/grassUNet

Devons-nous repenser notre metier?

Un dernier point que j'aimerais aborder en guise de conclusion est la place de mon métier en tant que spécialiste en télédétection appliquée au suivi de l'agriculture dans ce nouveau paysage qu'est celui du Big Data et l'IA. En effet quand j'ai commencé ma thèse, nous étions au tout début de l'utilisation de ces approches, plutôt issues de l'informatique, pour de la recherche appliquée. Pour moi le premier exemple que j'ai eu est le dernier chapitre de thèse d'Elodie Vintrou, en thèse juste avant moi avec Agnès Bégué, pour lequel elle a collaboré avec des informaticiens du LIRMM (Laboratoire d'informatique, de robotique et de microélectronique de Montpellier), pour tester des approches de fouille de données pour la cartographie des systèmes agricoles au Mali. Depuis l'équipe télédétection de l'UMR TETIS du Cirad a recruté quasiment exclusivement que des profils type 'informaticiens', voyant par conséquent une disparition progressive de profils comme le mien. Et pour cause, nous, en tant que géographes ou bien physiciens, nous ne sommes pas formés à ces nouvelles approches et techniques. Dans le meilleur des cas, et c'est le mien en particulier, nous nous formons sur le tas, nous expérimentons, mais surtout nous ré-appliquons des méthodes. En aucun cas nous ne produisons de nouvelles méthodes ou de nouveaux algorithmes. Or la tendance actuelle est au développement de méthodes de plus en plus innovantes, complexes et gourmandes en données. La tendance est aussi à une plus grande démocratisation de l'accès aux données, aux serveurs de calculs de plus en plus puissants, une tendance générale à l'accélération sans précédent de notre paysage. Si nous voulons suivre la tendance, cela nous demande une adaptation et une veille constante pour ne pas risquer d'être décrochés, parce que le risque est là. Et c'est un questionnement qui ne m'a jamais quitté depuis que je suis en poste, jusqu'à quand vais-je pouvoir suivre le rythme, suis-je légitime dans ce nouvel écosystème de notre métier, avec parfois un sentiment d'imposture. Je pense que ceci est vrai pour de nombreuses disciplines et de façon générale dans la recherche, mais est particulièrement accrue pour un profil comme le mien qui est à l'interface entre sciences géographiques, sciences agronomiques et maintenant sciences informatiques, où les rythmes sont différents. Alors oui la solution est de collaborer avec les informaticiens. C'est notamment l'objectif de #DigitAg, l'Institut Convergence Agriculture Numérique, qui vise à favoriser une recherche interdisciplinaire entre sciences agronomiques, sciences pour l'ingénieur (informatique, mathématiques, électronique, physique ···), sciences sociales et de gestion. Dans ce cadre on voit de plus en plus de collaboration se développer avec des instituts de recherche technique comme l'INRIA (Institut national de recherche en sciences et technologies du numérique). Bien qu'elles sont, ou aient été, d'une très grande richesse, mes expériences de collaborations avec les sciences informatiques se sont également révélées d'une grande frustration. Tout d'abord parce que nos objectifs peuvent ne pas être les mêmes, comme l'illustre ma collaboration avec une équipe d'informaticiens dans le cadre de la thèse #DigitAg de **J.E. Gbodjo** sur l'utilisation d'approche par Deep Learning et télédétection multisources pour le suivi de l'agriculture. Là où l'objectif en informatique, indépendamment de la thématique, est de tester et « benchmarquer » de nouveaux algorithmes ou architectures et gagner quelques degrés de précision, de mon côté l'objectif était de trouver une approche qui me permette, par exemple, d'estimer les rendements avec un degré de précision acceptable tout en étant facilement applicable dans d'autres contextes. Bien souvent nous nous sommes retrouvés dans le cas où une approche par Random Forest permettait

d'obtenir des résultats similaires à des réseaux de neurones entrainés pendant plusieurs jours pour un gain de précision de quelques centièmes, mais avec comme conclusion que le réseau de neurones était plus performant. Ce qui est vrai d'un point de vue purement informatique mais non d'un point de vue opérationnel. Un autre point de frustration est la différence de temporalité comme mentionné précédemment. Le paysage de l'informatique et des sciences des données évolue vite, très vite, et donc il faut publier rapidement dès que l'on a l'opportunité d'accéder à des jeux de données conséquents nous permettant de faire tourner nos modèles. Au contraire la recherche agronomique prend du temps, tout simplement parce que l'on suit le rythme des saisons des cultures et qu'il nous faut bien souvent plusieurs années de données afin de couvrir une large diversité de conditions culturales pour tirer des conclusions robustes. Des revues comme *Field Crop Research* demandent maintenant que les expérimentations soient répétées sur au moins deux saisons culturales, signifiant que le temps pour aboutir à une publication est au minimum de 3 années. C'est le cas également des travaux sur la cartographie de l'utilisation du sol, notamment de certaines classes comme la classe « jachère » pour laquelle **E. Castro** a montré qu'il fallait une série temporelle de données de terrain de plusieurs années pour pouvoir les identifier (**Castro Alvarado et al., 2023**). Si la volonté de collaborer est là, je pense qu'il y a encore un peu de chemin pour aligner parfaitement les objectifs des deux côtés afin d'aboutir à une recherche fructueuse. Le rôle des formations universitaires est alors prépondérant pour combler ce gap. On voit aujourd'hui de plus en plus de modules en informatique ou en analyse des données apparaître au sein des formations en géographie ou géomatique. De même, nombre de Masters en Big Data et Sciences des données appliqués à des thématiques opérationnelles ont également vu le jour comme les Masters MIASHS (Mathématiques et Informatique Appliquées aux Sciences Humaines et Sociales). Cette évolution du paysage des formations universitaires et de l'enseignement supérieur devrait ainsi permettre *in fine* une transformation progressive de notre métier, rendant les chercheurs en sciences agronomiques, géographiques et informatique/sciences des données certainement plus à même de parler le même langage et de travailler ensemble sur des objectifs communs. Pour l'heure le mot d'ordre des chercheurs de ma génération reste « adaptation ».

Projet de recherche

Après avoir fait le bilan d'un peu plus de 10 ans de travaux, cette dernière partie présente les perspectives de recherche que je souhaite développer dans les années à venir. Certaines ont d'ailleurs d'ores et déjà été inclues lors de dépôt de projets en 2024 (EU Horizon Europe). Ces perspectives sont pour parties issues de collaborations initiées depuis plusieurs années (e.g. Centre de Suivi Ecologique, UMR Eco&Sol du Cirad) mais aussi, en majorité issues de nouvelles collaborations initiées depuis mon arrivée au Kenya, avec des équipes de recherche internationales spécialisées en télédétection appliquée au suivi de l'agriculture (e.g. NASA Harvest) ou avec des collègues agronomes spécialistes de l'analyse des compromis dans les exploitations agricoles.

Tout comme mes activités de recherches de ces dernières années, les perspectives de recherche que je souhaite développer s'inscrivent toujours autour du triptyque « décrire », « évaluer », « comprendre ». Elles reposent sur différents constats faits ces dernières années: le problème de

l'accès à des données de terrain en quantité et qualité suffisante comme un fil conducteur de mes recherches ; la nécessité d'étendre et de mieux définir les indicateurs de télédétection pouvant être mobilisés pour avoir une évaluation holistique des performances agricoles et environnementales des systèmes de cultures et enfin, l'intégration des perspectives des acteurs locaux dans l'évaluation des services écosystémiques pour une gestion intégrée des paysages agricoles (Figure 50). Pour ce faire, je souhaite continuer à développer mes recherches en contexte d'agriculture familiale, toujours en Afrique sub-saharienne, avec un focus particulier sur les paysages agricoles dominés par l'agroforesterie reposant sur l'association de ligneux et de cultures annuelles pluviales. Aussi ce nouveau projet de recherche devrait me permettre de répondre à l'objectif global de l'évaluation spatialisée des performances environnementales et socio-économiques de systèmes agroforestiers afin d'appuyer l'adoption ou le renforcement de l'agroforesterie en agriculture familiale.

Ainsi dans les années à venir, je souhaite notamment continuer à m'investir sur la comparaison d'approches pour acquérir des données de terrain à grande échelle, en mobilisant en particulier les potentialités offertes par les sciences citoyennes ou les nouveaux outils d'acquisitions bas coûts. Ensuite, sur la base de ce qui a été fait pour le climat ('Essential Climate Variables'), la biodiversité ('Essential Biodiversity Variables') ou l'agriculture ('Essential Agricultural Variables'), je souhaite également m'investir sur la définition et le développement d'indicateurs de télédétection permettant de caractériser et évaluer les performances des systèmes agroforestiers ('Remote-Sensing Essential Agroforestry Variables'). Enfin je souhaite également développer des recherches permettant de mieux prendre en compte la demande des acteurs locaux en termes de services écosystémiques afin notamment d'évaluer les compromis entre fourniture et demande, et ce à travers les échelles. Pour cela j'aimerais repenser les questions d'intensification écologique à l'échelle des territoires mise en avant par l'équipe ESTIME (Evaluation des Systèmes de culTure, Intégrée et Multi-Echelle) de l'UR AIDA à laquelle je suis rattachée, par l'évaluation spatialisée des performances agronomiques et environnementales des systèmes des cultures, à différentes échelles spatiales et temporelles. Pour ce faire, je propose de coupler des approches de télédétection avec des approches d'évaluation multicritères, multi-échelles.

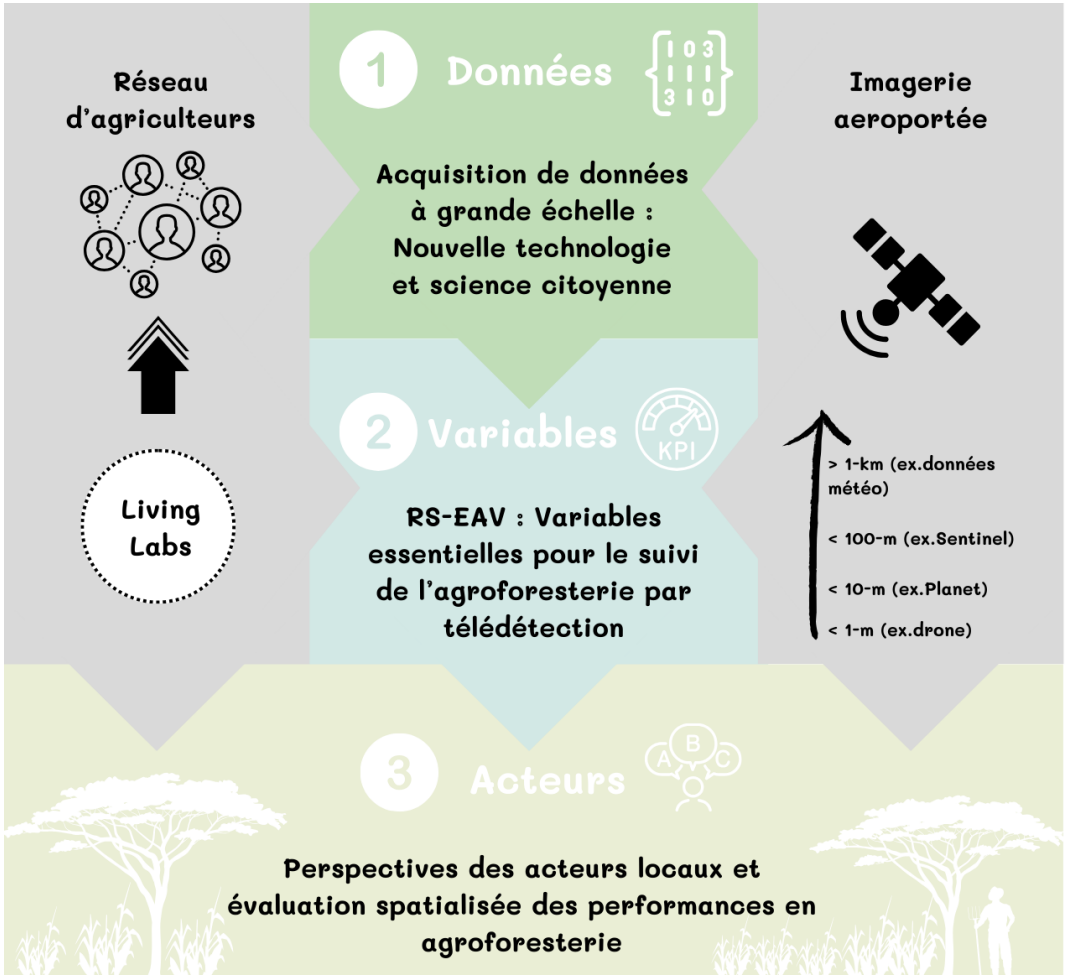


FIGURE 50. VUE SYNTHETIQUE DE MON PROJET DE RECHERCHE ET DE L'ARTICULATION ENTRE LES 3 THEMATIQUES DE RECHERCHE.

DES DONNEES, ENCORE DES DONNEES, TOUJOURS PLUS DE DONNEES : SCIENCES CITOYENNES ET NOUVELLES TECHNOLOGIES AU SERVICE DE LA TELEDETECTION POUR LE SUIVI DES PAYSAGES AGRICOLES EN AGRICULTURE FAMILIALE

Dans une publication récente dans la revue *Science* sur l'utilisation de la télédétection pour le suivi des Objectifs du Développement Durable, Marshall Burke et ses co-auteurs faisaient le constat que "The largest constraint to satellite-based model performance is now training data rather than imagery. While imagery has become abundant, the scarcity and frequent unreliability of ground data make both training and validation of satellite-based models difficult" (Burke et al., 2021). On a aujourd'hui accès à de plus en plus de données satellitaires, et à des outils d'analyses certes très sophistiqués mais gourmands en données. Au cours de mes travaux j'ai utilisé des méthodes traditionnelles : mesures de rendements au travers de carrés de rendements, inventaire sur l'utilisation du sol et des ressources ligneuses ou enquêtes de ménage à partir de tablettes GPS. Ces approches sont précises à petite échelle mais sont difficilement extrapolables dans le temps et dans l'espace. Or nous avons vu au Sénégal, mais c'est également le cas partout ailleurs, qu'il existe une très grande variabilité spatiale des paysages en agriculture familiale et ce sur de courtes distances.

Les sciences citoyennes se définissent comme l'implication des citoyens dans le processus de recherche, et ce de plusieurs manières : collecte de données, observations, suivi et évaluation entre autre (Ebitu et al., 2021). Plusieurs études récentes ont mis en évidence le rôle joué par, ou que pourraient jouer, les sciences citoyennes dans le suivi des indicateurs des Objectifs du Développement Durable (Fraisl et al., 2020; Fritz et al., 2019b; Ryan et al., 2018). En particulier, les sciences citoyennes pourraient contribuer à l'objectif 2.4.1. Proportion des terres exploitées de manières productives et durables (Fraisl et al., 2020). L'utilisation des sciences citoyennes en appui au développement d'approches de télédétection est actuellement assez peu développée et ne couvre que quelques domaines spécifiques: cartographie de l'occupation et utilisation du sol (Caspari et al., 2019; See, 2023), suivi de la biodiversité (Velasquez-Camacho et al., 2024; Ziliaskopoulos and Laspidou, 2024), ou des surfaces en eau (Tedla et al., 2024). Une équipe a été pionnière dans le domaine, celle de Stefen Fritz de l'International Institute for Applied Systems Analysis (IIASA) en Autriche qui, dès le début des années 2010, a développé une plateforme de crowdsourcing, Geo-Wiki[39], permettant de collecter des informations sur l'occupation du sol à partir de l'interprétation d'images satellites afin d'améliorer la cartographie de l'utilisation du sol à grande échelle (Fritz et al., 2017, 2009). L'utilisation des sciences citoyennes peut contribuer au développement de méthodes de télédétection pour le suivi des surfaces cultivées pour plusieurs dimensions. Tout d'abord sur la dimension spatiale, la quantité d'informations qui peut être collectée peut-être bien supérieure à celles des méthodes traditionnelles et permettant de couvrir des surfaces bien plus étendues, voire même couvrir des zones difficilement accessibles. Par exemple, lorsque l'on mesure des rendements, on a tendance à choisir des parcelles proches des pistes ou des villages pour optimiser les temps de déplacements, il en est de même pour collecter des informations sur l'utilisation du sol. Sur la dimension temporelle, les données qui seraient acquises par les agriculteurs peuvent aussi permettre d'augmenter la résolution temporelle ainsi que la continuité temporelle de l'information. Si l'on veut par exemple récolter des informations sur le cycle de développement de la plante, on doit en général faire le choix soit d'avoir un réseau de parcelles restreint pour lequel on va pouvoir faire des acquisitions plus régulières, ou au contraire avoir un plus grand nombre de parcelles mais pour lesquelles on va faire que quelques passages au cours du cycle au moment des phases clés (e.g. émergence ou floraison). La troisième dimension est la dimension thématique. En effet, une grande diversité d'informations peut être collectée directement par les agriculteurs : occupation et utilisation du sol, suivi du développement des cultures et de leur santé, suivi des pratiques, évaluation de la biodiversité, suivi des maladies et adventices, évaluation de la productivité … Cependant, d'une manière générale, les projets de sciences citoyennes impliquant les exploitations familiales des pays du Sud sont rares (Ebitu et al., 2021). L'une des raisons principales est que les motivations des petits exploitants peuvent être différentes de celles des grands exploitants du Nord. Là où ces derniers sont plus enclins à participer au processus de recherche en tant que tel, les premiers le feront principalement en fonction de leur perception de la plus-value apportée par les résultats du projet directement sur leur quotidien (Beza et al., 2017). Comme mentionné en Partie 1 de ce manuscrit, l'équipe NASA Harvest, avec son projet « Helmets Labelling Crops », est à ma connaissance la seule équipe qui actuellement est active dans la production de données issues

[39] https://geo-wiki.org/

des sciences citoyennes en support du développement d'approche de télédétection pour le suivi de l'agriculture en contexte de petite agriculture familiale.

En parallèle de cela, le secteur agricole est l'un des secteurs pour lequel les innovations technologiques et digitales de ces dernières années ont permis d'améliorer la quantité, la qualité et la diversité des informations produites sur les systèmes agricoles. L'agriculture est maintenant intelligente et connectée. La multiplication des capteurs low-cost ou applications smartphone pour le suivi des cultures par les agriculteurs eux-mêmes permet notamment d'élargir les réseaux de suivi de l'agriculture. Si l'utilisation des nouveaux outils numériques est maintenant relativement répandue dans les pays du Sud (Porciello et al., 2022), cela représente selon moi une opportunité, encore assez peu explorée, d'engager les citoyens dans le processus de recherche et d'alimenter en données la recherche scientifique agricole. Corbari et al. (2022) ont par exemple testé l'utilisation de plus de 400 capteurs grand public et low-cost Flower Power de Parrot qui permettaient de mesurer à pas de temps de 15 minutes l'humidité du sol, la température de l'air et l'incidence lumineuse sur un réseau de parcelles en Italie. Ils ont montré un bon accord entre les données issues des capteurs et celles mesurées par des stations météorologiques classiques (Davis) ainsi que des données de télédétection. De mon côté, j'ai montré dans le Partie 2 de ce manuscrit, que l'application smartphone Pocket LAI permettait d'estimer le LAI du mil avec une précision similaire à celle d'un LAI-2200C, lorsque comparé avec un LAI observé par allométrie (Leroux et al., In prep). Des projets opérationnels de conseil agricole comme le projet KILIMO[40], mené notamment par ITK et Airbus, ont également mis en place un système de remontée de l'information de la part des agriculteurs pour s'assurer du déroulement de la campagne agricole et du bon suivi des conseils. Ce sont autant d'informations qui peuvent être utilisées à des fins de recherche.

Aussi, dans l'objectif de pouvoir améliorer les approches de télédétection pour le suivi des paysages agricoles en agriculture familiale, je me propose de tester des approches dites « non-traditionnelles » comme les sciences citoyennes et les nouvelles technologies à bas coût pour l'acquisition de données de suivi et d'évaluation des systèmes de culture en complément de l'imagerie satellitaire (Figure 51). Pour les environnements dans lesquels nous travaillons, cela représente un vrai front de recherche tant les initiatives sur la question sont rares, et j'ai par ailleurs conscience que cela n'est pas sans risque. Tout d'abord, comme mentionné précédemment, la motivation des agriculteurs en contexte de petite agriculture familiale à participer au processus de recherche est davantage tirée par les bénéfices directs que cela va leur apporter (position « egoistic intrinsic », (Beza et al., 2017)), en raison de fortes contraintes sur les ressources de ces agriculteurs (Ebitu et al., 2021). Cependant, la courbe de progression du nombre de personnes souscrivant à un abonnement de téléphonie mobile [41] est en constante progression, et, du moins de ma modeste expérience en Afrique de l'Ouest et de l'Est, la plupart des agriculteurs rencontrés possèdent déjà un téléphone et l'utilise pour accéder aux conseils des agents de vulgarisation, aux informations sur les marchés ou aux prévisions météorologiques. J'émets donc l'hypothèse

[40] https://kilimoproject.itk.fr/ - Projet pilote sur le comté du Vihiga au Kenya sur du conseil pour les intrants azotés et les pratiques agricoles pour le maïs

[41] https://www.statista.com/statistics/1133777/sub-saharan-africa-smartphone-subscriptions/

qu'il existe un potentiel pour que les agriculteurs puissent faire aussi remonter de l'information que l'on puisse utiliser à des fins de recherche. Ensuite, bien que les données issues des sciences citoyennes ne permettent en général pas de produire des informations aussi précises (soit de qualité, contextualisées, interopérables et réutilisables ; Balázs et al., 2021) que les méthodes traditionnelles (Clare et al., 2019; Steinke et al., 2017), la question de la qualité reste entière et devra être nécessairement posée par mes projets futurs. En particulier, il s'agira de s'assurer que les conditions du principe de « Sagesse des foules » (Surowiecki, 2005), à savoir la diversité des acteurs et indépendance des observations, sont respectées. Pour se faire, les travaux menés sur la mise en place de protocole d'échantillonnage permettant de tenir compte du gradient de diversité des paysages pourront être mobilisés et adaptés (Ndao et al., 2021b). De façon plus spécifique les principales thématiques sur lesquelles je souhaite tester ces approches de sciences citoyennes sont : (1) l'acquisition d'information sur l'utilisation du sol et les pratiques ; (2) le suivi du développement des cultures et notamment de la phénologie et (3) l'évaluation de la productivité.

Pour développer ce premier volet de mon projet de recherche, je compte renforcer un partenariat technique que j'ai initié récemment dans le cadre de l'initiative Excellence in Agronomy avec l'équipe NASA Harvest/Univ du Mariland, mais également développer de nouvelles collaborations avec des instituts spécialisés dans le Digital comme l'INRIA, notamment des équipes comme FUN (spécialisée dans le développement de réseaux de capteurs 'low cost'), ILDA (spécialisée dans le développement de nouvelles techniques d'interaction et de visualisation de l'information sur différents types de supports numériques) ou LACODAM (spécialisée dans la fouille de données collaboratives à grande échelle). Sur le plan opérationnel, un tel projet de recherche doit nécessairement s'appuyer sur des partenaires déjà ancrés sur le terrain avec des réseaux d'agriculteurs bien structurés. Une ONG comme FarmAfrica, déjà engagée dans le projet HORIZON[42] GALILEO pour le site du Kenya, a d'ores et déjà un important réseau d'agents postés dans les villages, chacun coordonnant un réseau de 50 à 100 agriculteurs, et représente donc un partenaire de terrain potentiel. En termes de financements, compte tenu du risque associé à la mise en place d'un tel projet, je vais m'orienter dans un premier temps sur de petits projets pilotes qui peuvent être proposés à des guichets comme le programme EXPLOR'AE (« Accélération de la recherche à risque en agriculture, alimentation et environnement ») de l'INRAE ou bien l'appel annuel TOSCA du CNES.

[42] Call HORIZON-CL6-2024-FARM2FORK-01

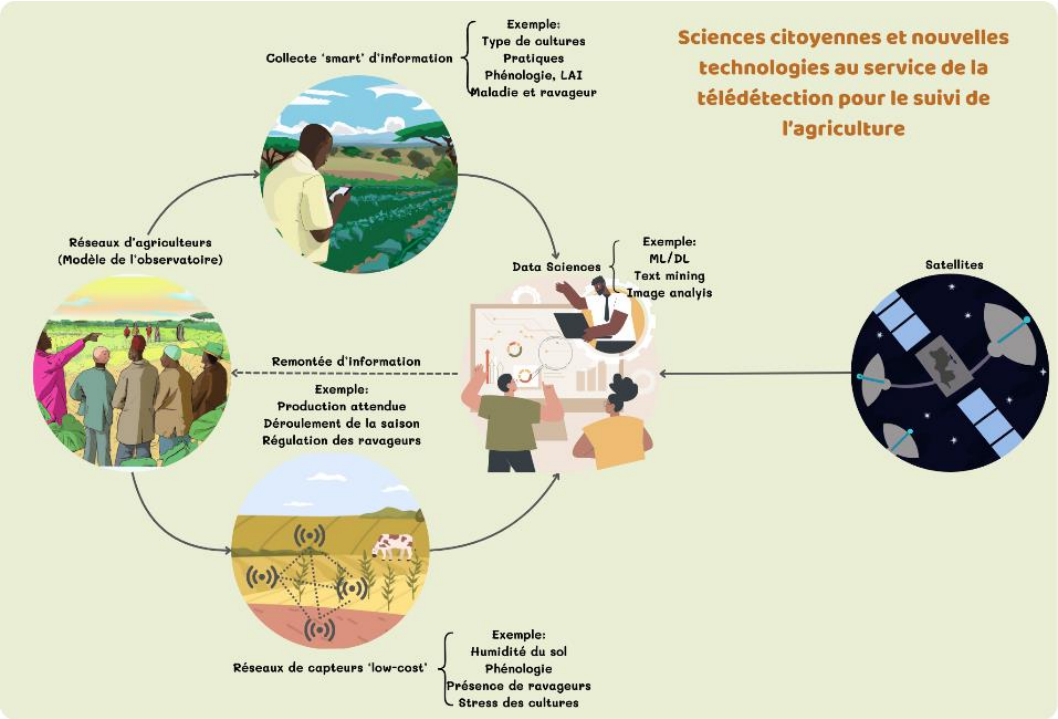


FIGURE 51. SCHEMATISATION D'UN DISPOSITIF DE SUIVI DE L'AGRICULTURE ASSOCIANT SCIENCES CITOYENNES, CAPTEURS A BAS COUTS ET TELEDETECTION. (IMAGETTES GENEREES PAR INTELLIGENCE ARTIFICIELLE).

SMARTISATION DE LA TELEDETECTION : VARIABLES ESSENTIELLES POUR L'ETUDE DES PAYSAGES EN PETITE AGRICULTURE FAMILIALE, CAS DE L'AGROFORESTERIE

Le rapport du GIEC sur l'atténuation des effets du changement climatique, publié en 2022, a placé l'agroforesterie parmi les trois principales voies d'atténuation des effets du secteur de l'agriculture, de la sylviculture et des autres formes d'utilisation des terres. Par conséquent, savoir où se trouve les surfaces en agroforesterie, la quantité de carbone stocké et de manière générale, pouvoir quantifier les services écosystémiques fournis par ces systèmes et leur changement dans le temps, est fondamental pour guider les politiques et la prise de décision et ce à différentes échelles. Oui mais il y a un mais. Aussi importante soit elle, cette pratique n'est en général pas référencée dans les systèmes de statistiques agricoles nationales, en particulier pour les pays en développement (Cheikh Mbow et al., 2014) , les estimations faites sur l'étendue de l'agroforesterie sont assez limitées (Zomer et al., 2022), et les produits globaux d'occupation et d'utilisation du sol ne considèrent généralement pas l'agroforesterie comme une classe d'utilisation du sol à part entière et la positionne soit dans la classe agriculture soit dans la classe forêt, et elle n'est pas considérée pleinement dans les politiques climatiques (Cardinael et al., 2018). Il est donc assez difficile de fournir un état des lieux et un suivi précis de l'agroforesterie globalement. Récemment, Terasaki Hart et al. (2023) ont mis en avant la nécessité de travailler sur la standardisation de l'acquisition d'informations sur des variables pouvant être utilisées comme prédicteur du stockage de carbone dans les systèmes agroforestiers, ce constat pouvant être étendu à l'ensemble des indicateurs de services écosystémiques.

Au cours des dernières décennies, différents groupes internationaux ont travaillé à la définition de variables essentielles ('essential variables'). Ces variables essentielles sont des variables

considérées comme critiques pour la caractérisation et le suivi dans le temps d'un certain nombre d'aspects du système terrestre. Ainsi le Global Climate Observing System a défini un set de 55 variables liées à l'atmosphère, à la surface terrestre et aux océans comme 'Essential Climate Variables'[43], Le Group on Earth Observations Biodiversity Observation Network[44] a également défini un set de 22 variables permettant de suivre la biodiversité de façon standardisée dans le temps et dans l'espace (e.g. phénologie de l'écosystème, distribution des espèces, production primaire ···), avec également un focus sur des indicateurs pouvant être dérivés par télédétection satellitaire (Nathalie Pettorelli et al., 2016) . Très récemment, le GEO's Global Agricultural Monitoring (GEOGLAM)[45] s'est également engagé dans le processus de définition de variables essentielles pour le suivi de l'agriculture, combinant données d'observation de la Terre et données de terrain, pour renseigner différents aspects comme le FCover, les limites de parcelles, l'évapotranspiration actuelle, estimation et prévision des rendements. Aussi, compte tenu de l'importance des systèmes agroforestiers, il me semble important de s'engager dans une démarche similaire aux différentes initiatives autour des 'essential variables' afin d'avoir également une liste de variables clés et standardisées pour établir une situation de référence sur les systèmes agroforestiers, mais également, étant donné la temporalité longue de ces systèmes, un suivi à long terme de ces derniers, et ce au travers d'indicateurs simples.

Le cadre méthodologique SMART, proposé initialement par Doran (1981) pour la définition d'objectifs efficaces de gestion, semble particulièrement approprié pour faciliter la définition d'indicateurs permettant de renseigner ces 'essential variables', en proposant des indicateurs qui doivent être spécifiques, mesurables, atteignables, réalistes et temporellement définis ('Specific, Measurable, Achievable, Realistic and Time-sensitive'). Lors de travaux portant sur le développement d'indicateurs pour l'évaluation des services écosystémiques, Dawson et al. (2016) ont mis en avant que la télédétection est l'une des approches répondant aux 5 critères SMART. En effet, le paysage actuel de la télédétection (satellite ou aéroportée) offre par exemple la possibilité de suivre un même indicateur (e.g. production de biomasse) à différentes échelles spatiales (du local au global) et temporelles. Dans le cadre de l'agroforesterie, on commence à voir un certain nombre de travaux sur la cartographie des arbres isolés, voir des espèces, à grande échelle et ce en raison de la disponibilité à l'échelle du globe d'images à très haute résolution spatiale comme Planet. Ici l'équipe pionnière, déjà citée à de nombreuses reprises dans ce manuscrit, est l'équipe de Martin Brandt de l'Université de Copenhague (Brandt et al., 2020; Mugabowindekwe et al., 2023; Tucker et al., 2023), avec quelques tentatives sur la cartographie des espèces comme le *F. albida* (**Lu et al., 2022**) ou le Baobab (Huang et al., 2024) et récemment des cartographies des arbres en agroforesterie (i.e. arbres isolés présents au sein du domaine cultivé ; Brandt et al., 2024; Reiner et al., 2023). Cependant assez peu de travaux sont menés sur la cartographie des systèmes agroforestiers en tant que tels, c'est-à-dire classification et caractérisation des systèmes agroforestiers, à l'exception de systèmes à base de cultures pérennes comme le thé (Peng et al., 2024) ou le café (Maskell et al., 2021). Très récemment, Paula et al. (2023) ont mené une analyse de la littérature pour analyser les opportunités offertes par les

[43] https://gcos.wmo.int/en/essential-climate-variables
[44] https://geobon.org/ebvs/what-are-ebvs/
[45] https://agvariables.umd.edu/

données satellitaires multispectrales pour dériver de l'information permettant de renseigner des indicateurs de services écosystémiques fournies par les systèmes agroforestiers. La réponse fournie par les auteurs est oui ··· mais sur la base de seulement 15 articles significatifs trouvés dans la littérature, dont 3 proviennent de mes travaux au Sénégal (Leroux et al., 2022a, 2022b, 2020).

La télédétection multispectrale est donc encore assez peu utilisée pour caractériser les systèmes agroforestiers, en particulier en contexte d'agriculture familiale. Ainsi dans l'objectif de progresser vers une meilleure prise en compte de ces systèmes agroforestiers dans les différents débats internationaux, je propose de travailler sur la définition d'indicateurs SMART basés sur la télédétection pour le suivi et l'évaluation des performances agronomiques, environnementales et sociétales, de ces systèmes complexes (Figure 52). Il s'agira en particulier de repartir du cadre des Essential Agricultural Variables proposé par GEOGLAM pour l'adapter au cas spécifique des systèmes agroforestiers, et définir des 'Essential Agroforestry Variables '. Bien entendu, il ne s'agit pas de travailler sur l'ensemble de ce que pourraient constituer ces variables, mais bien sur un sous-ensemble de variables qui peuvent être dérivées uniquement ou en combinaison avec des données de terrain, d'observations satellitaires ('Remote Sensing-based Essential Agroforestry Variables'). Pour ce faire, je propose de mener deux réflexions. La première portant sur la définition de ces variables, qui se fera au travers d'une analyse approfondie de la littérature sur l'analyse des systèmes agroforestiers en contexte d'agriculture familiale en réponse aux enjeux globaux, mais également en concertation avec différents acteurs (agriculteurs, gestionnaire du territoire, acteurs privés···) pour identifier des variables qui font sens au travers des échelles et permettant d'appuyer la prise de décision (e.g. Jetz et al., 2019 pour un travail similaire sur les 'Essential Biodiversity Variables'). La deuxième réflexion portera sur l'identification d'approches de télédétection pertinentes pour l'obtention de certaines de ces variables ou des proxys de ces variables. Pour répondre aux 5 critères de l'approche SMART, ces variables devront être sensibles au changement dans le temps, pouvoir être dérivées directement, ou à travers des proxys, de données de télédétection de manière standardisées, et à différentes échelles spatiales. Elles devront également être basées sur une technologie qui soit réaliste en termes de temps et de coûts d'acquisition (i.e. pouvant facilement être répliquée dans l'espace et le temps). J'ai déjà eu à travailler sur la quantification par télédétection de certaines de ces variables (e.g. Leroux et al., 2022a; **Ndao et al., 2022**), mais sans vraiment me poser la question de la réplicabilité dans le temps et sur d'autres types de systèmes agroforestiers. Ne mobilisant que des données satellitaires libres et gratuites, la réplicabilité d'un point de vue de la technologie satellitaire ne pose pas question. Le protocole d'échantillonnage associé pour la collecte de données de terrain est également standardisé (**Ndao et al., 2021b**). En revanche, la collecte des données biophysiques pour calibrer les différentes approches reste assez spécifique à notre étude, et est difficilement réplicable à grande échelle et dans le temps. Ce second volet de mon projet de recherche sera donc nourri par le premier volet sur l'acquisition de données de terrain à grande échelle au travers des sciences citoyennes et capteurs low-cost, en complément d'approches plus traditionnelles, mais également pour la validation des informations obtenues.

Les cadres méthodologiques mis en place par les grands groupes internationaux que sont GEOGLAM, GEO-BON ou GCOS sont pour moi une source d'inspiration pour commencer à construire un petit réseau autour de l'acquisition d'informations standardisées pour l'évaluation des performances des systèmes agroforestiers en petite agriculture familiale. J'ai la chance depuis ma thèse, qui s'insérait dans le projet Européen FP7 SIGMA[46] (Stimulating Innovation for Global Monitoring of Agriculture and its Impact on the Environment in support of GEOGLAM), de côtoyer régulièrement la communauté GEOGLAM et d'avoir participé à des initiatives similaires de standardisation d'acquisition d'informations, notamment dans le cadre de JECAM sur l'occupation du sol (Jolivot et al., 2021). Pour mener à bien ce second volet de mon projet de recherche, je compte donc continuer à travailler avec la communauté GEOGLAM. Le recrutement récent au sein de notre équipe d'un chercheur spécialiste de la modélisation des systèmes agroforestiers à base d'annuelle va également venir en support à ce volet de recherche. Enfin, il s'agira évidemment de poursuivre la collaboration avec l'équipe de Copenhague, notamment sur des aspects spécifiques à la cartographie de la strate ligneuse en tant que telle. Aussi dans le cadre du projet HORIZON GALILEO, nous avons proposé, avec le Centre de Suivi Ecologique et l'Université de Copenhague, une activité sur la caractérisation spatiale des systèmes agroforestiers incluant tout un volet sur la définition de ces 'Essential Agroforestry Variables' et l'acquisition des données correspondantes *via* des données de terrain, de télédétection ou une combinaison des deux. La définition de ces EAV se fera en grande partie au sein des différents Living Labs mis en place par le projet (Figure 52).

[46] https://cordis.europa.eu/project/id/603719

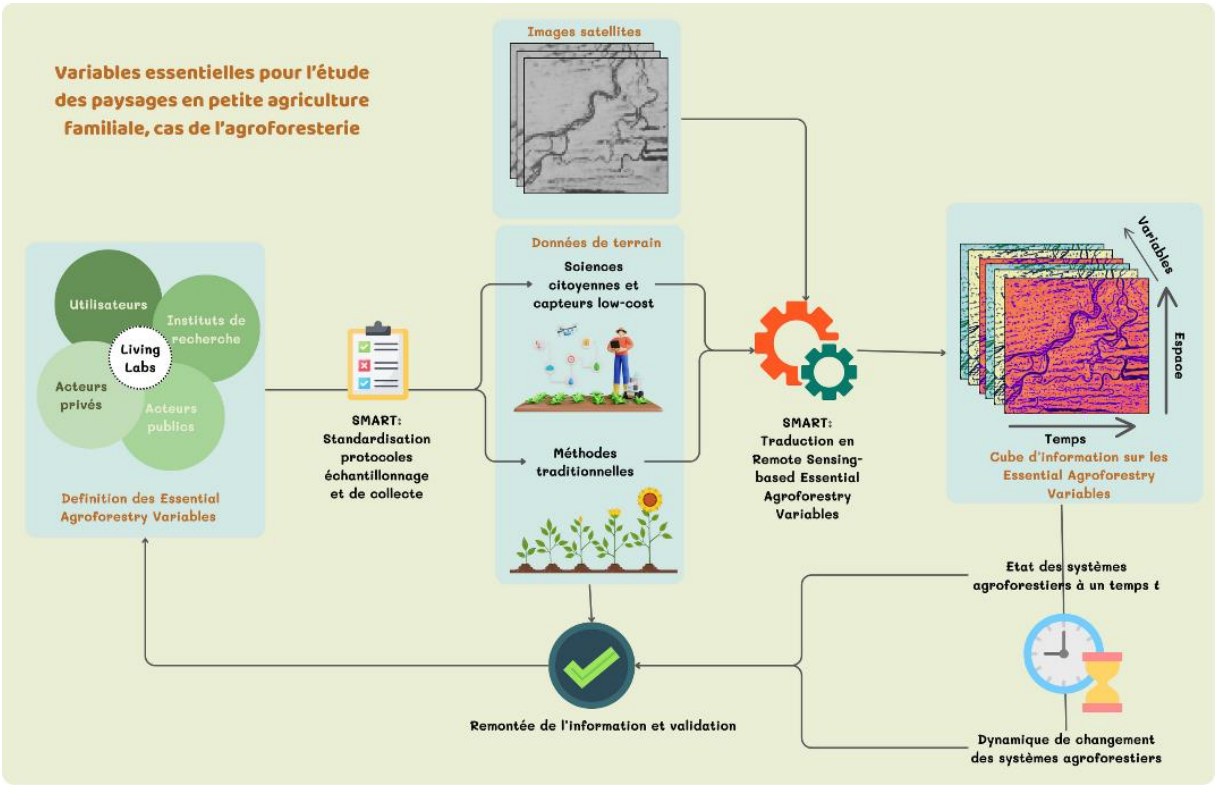


FIGURE 52. SCHEMATISATION DU PROCESSUS DE GENERATION DES VARIABLES ESSENTIELLES POUR L'AGROFORESTERIE ('ESSENTIAL AGROFORESTRY VARIABLES') PAR TELEDETECTION.

REPLACER LES PERSPECTIVES DES ACTEURS AU CENTRE : INTEGRATION DE LA TELEDETECTION ET DE L'EVALUATION MULTICRITERES POUR UNE GESTION INTEGREE DES PAYSAGES, CAS DE L'AGROFORESTERIE

Dans la troisième partie de mon rapport d'activité, j'ai présenté des travaux à l'interface entre ma formation initiale de géographe et l'agronomie, en apportant notamment une dimension sociale au travers de l'utilisation de la télédétection pour comprendre, éclairer les relations Environnement-Homme, en travaillant en particulier sur la provision de services écosystémiques par l'agroforesterie et l'impact sur la sécurité alimentaire des ménages (Leroux et al., 2022b, 2022a). L'entrée par le prisme des services socio-écosystémiques est une approche commune pour caractériser, quantifier et cartographier la contribution des systèmes agroforestiers à la résilience des populations et aux objectifs de durabilité. Cependant, la capacité à comprendre la durabilité à long terme de multiples services écosystémiques est encore très limitée. Pouvoir quantifier les stocks et les flux de services écosystémiques fournis par les arbres, ainsi que leurs relations à l'échelle des paysages, est une étape nécessaire pour aller vers plus d'investissements dans l'agroforesterie. Cependant l'évaluation des services écosystémiques n'a de sens que si on associe à la question de la provision, la question de l'utilité socio-économique, et donc la demande, qui peut varier considérablement en fonction des bénéficiaires et des acteurs, et donc des échelles spatiales (Aryal et al., 2022; Mouchet et al., 2014). En effet, en raison des liens étroits entre services écosystémiques et bien-être humain (Millennium Ecosystem Assessment, 2005), la gestion intégrée des services écosystémiques à l'échelle du paysage est intrinsèquement le résultat d'interactions entre différents acteurs locaux ayant des connaissances, des priorités et des

préférences tout autant diversifiées. On retombe alors sur un questionnement récurent au cours de mon parcours qui est celui de faire de la recherche « utile ». Force est de constater que jusqu'à présent mes travaux ont été plutôt déconnectés des perspectives des acteurs locaux. Aussi, pour les années à venir, il ne s'agit pas de recommencer une nouvelle histoire, mais bien de compléter l'histoire actuelle en remettant les perspectives des acteurs au centre des approches cartographiques mises en place jusqu'à présent pour l'évaluation des performances agronomiques, environnementales et socio-économiques des systèmes agroforestiers en contexte d'agriculture familiale.

Au cours des dernières décennies, les chercheurs, décideurs politiques mais également les acteurs locaux ont développé un intérêt grandissant pour le concept de gestion intégrée des paysages, en particulier dans les tropiques (Reed et al., 2016). La gestion intégrée des paysages repose sur des cadres d'analyse permettant d'étudier et de mettre en place des règles de gestion des paysages répondants aux attentes des acteurs locaux tout en optimisant l'atteinte des objectifs écologiques et socio-économiques. Parmi ces cadres d'analyse, il y a notamment l'analyse de l'aptitude d'un territoire (« land suitability analysis ») qui repose sur l'évaluation du potentiel d'un territoire à atteindre différents objectifs en fonction de plusieurs critères et contraintes, et permettant le développement ou l'adoption de telle ou telle pratique et de garantir la durabilité du territoire. Au cœur de cela il y a donc la question de l'analyse des compromis, dans le temps, dans l'espace, mais également entre services. Cette question est centrale dans la mise en place de politiques visant à promouvoir l'agroforesterie et plus largement la durabilité des paysages agricoles. Il ne s'agit pas de considérer uniquement les compromis dans la fourniture des services écosystémiques (« supply-supply », Leroux et al., 2022a) mais aussi les compromis entre fourniture et demande (« supply-demand ») et entre les différentes contraintes et objectifs des acteurs locaux (« demand-demand ») (Mouchet et al., 2014). Une étude récente a fait la synthèse de près de 120 études portant sur les méthodes d'analyse des compromis en agriculture (Breure et al., 2024) et a mis en exergue que (1) les dimensions environnementales et socio-culturelles étaient largement sous estimées par rapport à la dimension productivité, (2) les analyses de compromis sont principalement conduites à des échelles spécifiques (e.g. ferme ou régionale), mais rarement en considérant plusieurs échelles spatiales en même temps et les potentielles interactions entre échelles et enfin (3) la plupart des études n'intègrent pas les perspectives des acteurs locaux et ce dès les étapes préliminaires. Cependant, on comprend facilement que l'analyse des compromis incluant les perspectives des acteurs locaux, et ce tout au long du processus d'évaluation, est une étape fondamentale de l'évaluation intégrée des paysages en vue de pouvoir réconcilier objectifs environnementaux et de développement.

Jusque très récemment, les programmes de recherche en agroforesterie en contexte d'agriculture familiale ont été caractérisés par des approches faisant la promotion de quelques espèces prioritaires, ne prenant pas en considération les variations, et ce même sur des échelles spatiales très courtes, des contraintes et objectifs des agriculteurs, ce qui a eu pour conséquence de limiter l'adoption de ces espèces au-delà des projets (Dumont et al., 2019). Dans les remarques conclusives de l'étude de 2023 sur comment la science peut contribuer à améliorer l'adoption de l'agroforesterie comme solution fondée sur la Nature pour le climat, Terasaki Hart et al. (2023)

ont mis en évidence qu'une connaissance réaliste des résultats de l'adoption de l'agroforesterie fait souvent défaut, notamment car les contraintes et objectifs des acteurs locaux, et donc les compromis associés, sont peu pris en considération. Comme il a été mentionné à plusieurs reprises dans ce manuscrit, l'agroforesterie fournit de nombreux services écosystémiques, et apporte une diversité de bénéfices aux populations (Kuyah et al., 2019; C. Mbow et al., 2014; Reed et al., 2017; Sinare and Gordon, 2015). Par conséquent, il convient de mobiliser des approches adaptées à cette diversité de perspectives. Cette évaluation qui est par essence multi-dimensionnelle peut être conduite au travers d'approches d'évaluation multicritère. Les méthodes d'évaluation multicritère sont des méthodes d'évaluation intégratives en ce sens qu'elles permettent de combiner des informations sur les performances (agronomiques, environnementales et socio-économiques) et ce en fonction de critères définis par les acteurs locaux et de leurs importances relatives dans la prise de décision. Les méthodes d'évaluation multicritère permettent donc d'évaluer les compromis et de prendre en compte la diversité des contraintes des acteurs, et sont un outil d'évaluation intégrée des services écosystémiques (Daily et al., 2009). En particulier, le couplage d'outils d'évaluation multicritère avec des méthodes d'analyses spatiales ouvrent alors la possibilité de répondre à l'échelle du paysage à des questions comme « quoi mettre en place, où et pour qui », en d'autres termes de fournir une réponse à la question de l'aptitude d'un territoire. Dans ce cadre, beaucoup d'études se sont attachées à proposer des approches d'évaluation multicritère spatialisées, dans des domaines diversifiés comme la conservation environnementale et l'optimisation d'implantation de parcs éoliens (Krsnik et al., 2024; Salih et al., 2024), la planification urbaine (Önden et al., 2023; Pacetti et al., 2022) ou optimisation des pratiques agricoles comme l'élevage (Alturk et al., 2022). Pour ce dernier volet en particulier, on trouve tout un volet de la littérature consacré à l'évaluation de l'aptitude des terres pour l'agroforesterie à travers le monde (Chuma et al., 2021; De Mendonça et al., 2023, 2022; Reith et al., 2022). Cependant, ces analyses ne reposent que sur des critères d'optimisation environnementale ou agronomique, mais en aucun cas ne considèrent les perspectives des agriculteurs dans leur schéma d'analyse.

Ainsi, dans ce troisième volet de mon projet de recherche, il s'agira d'intégrer deux démarches, d'une part une démarche de cartographie des services écosystémiques et de leur relation, et d'autre part une démarche d'évaluation multicritère afin d'évaluer les performances socio-économiques et environnementales des systèmes agroforestiers en considérant les différentes perspectives des acteurs locaux (Figure 53). Des informations spatialement explicites sur la fourniture de services écosystémiques par les systèmes agroforestiers permettra alors d'alimenter le développement d'outils d'évaluation multicritère et multi-échelle. Il s'agira en particulier de comparer différents scénarios potentiels de paysages agroforestiers tels qu'identifiés par les acteurs locaux, et d'en évaluer spatialement les performances. Pour ce faire, je souhaite articuler ce volet en trois grandes étapes. Il s'agira dans une première étape de travailler sur les préférences des acteurs sur les compromis entre services écosystémiques à différentes échelles et de transcrire cela en termes d'indicateurs de performance. Des focus groupes, jeux sérieux ou enquêtes pourront être mis en place pour identifier les objectifs des différents acteurs et les indicateurs de performance qui font sens pour eux en termes de services écosystémiques (e.g. Jourdain et al., 2022; Lairez et al., 2020). Le classement des objectifs des acteurs *versus* leurs préférences en

termes de compromis entre services écosystémiques pourra se faire au travers d'approches comme la méthodologie Q (e.g. Hermelingmeier and Nicholas, 2017; Mahlalela et al., 2022; Pethiyagoda et al., 2024), BWS ('Best-Worst Scaling', Jourdain et al., 2022), combinées avec des approches de cartographie participative (García-Nieto et al., 2015; Kockelkoren et al., 2023; Sinare et al., 2016). Dans la deuxième étape il s'agira de cartographier les services socio-écosystémiques fournis par les systèmes agroforestiers et les relations associées, ainsi que leur traduction en indicateurs de performance qui soient spatialement explicites. Pour l'état des lieux sur la fourniture de services écosystémiques, il s'agira notamment d'étendre la démarche méthodologique que j'ai développée pour les parcs agroforestiers à *F. albida* du Sénégal (Leroux et al., 2022a), en y ajoutant une étape de cartographie des services culturels au travers d'une combinaison de cartographie participative et de scoring de ces services par les acteurs en fonction des grands éléments paysagers (Kockelkoren et al., 2023; Romanazzi et al., 2023; Sinare et al., 2016). Par ailleurs, sur la base des résultats obtenus dans la première étape, pour la partie quantification des relations entre services écosystémiques, je propose à nouveau d'adapter la méthodologie proposée en 2022 (Leroux et al., 2022a), en (1) introduisant différents scenarios de pondération des services en fonction des préférences identifiées par les acteurs, et (2) en faisant la distinction entre les combinaisons souhaitables ou indésirables de services écosystémiques. Enfin la troisième étape est l'évaluation multicritère à proprement parler, mobilisant les résultats des deux premières étapes et s'inspirant du cadre méthodologique proposé au Laos par notre équipe (Lairez et al., 2023). Leur combinaison au sein d'une approche d'évaluation multicritère permettra d'évaluer les performances (économiques, sociales et environnementales) de différents scénarii de systèmes agroforestiers, et d'identifier par conséquent les zones favorables à l'agroforesterie. Pour favoriser l'adhésion des différents acteurs à la démarche, et aux résultats qui en découlent, le cadre méthodologique actuel devra être combiné avec une approche multi-échelle (Nahuelhual et al., 2020). Parmi les possibilités qui s'offrent à nous, l'approche adoptée par la plateforme OCELET mentionnée précédemment (page 138) offre la possibilité d'intégrer la problématique des échelles dans l'évaluation des services écosystémiques. Cette approche a déjà été mobilisée pour modéliser la dynamique d'agroécosystèmes à travers les échelles pour des paysages agricoles complexes comme ceux rencontrés dans la province du Tuy au Burkina Faso (Jahel et al., 2016).

Ce dernier volet de mon projet de recherche se nourrira bien évidemment des avancées des deux premiers volets. Par ailleurs, je suis bien consciente que pour ce volet en particulier je suis à la limite de mon domaine de compétence sur tous les aspects liés à la prise en compte des perspectives des acteurs. C'est pourquoi la prise en compte des perspectives des acteurs dans l'évaluation intégrée des performances des systèmes agroforestiers fera l'objet d'une collaboration notamment avec Juliette Lairez, agronome spécialiste de l'évaluation multicritère dans notre équipe à AIDA et Camille Jahel, géographe à l'UMR TETIS du Cirad, spécialiste de la modélisation spatialisée et méthodes participatives pour l'élaboration de scénario prospectif. Ce volet de mon projet de recherche fait d'ores et déjà l'objet d'une tâche complète dans le cadre du projet Horizon Europe GALILEO, et sera en particulier appuyé par un projet de thèse Nord (demi bourse déjà acquise), complété par une thèse Sud pour le Kenya. Nous nous appuierons également sur les Living Labs mis en place dans le cadre du projet GALILEO.

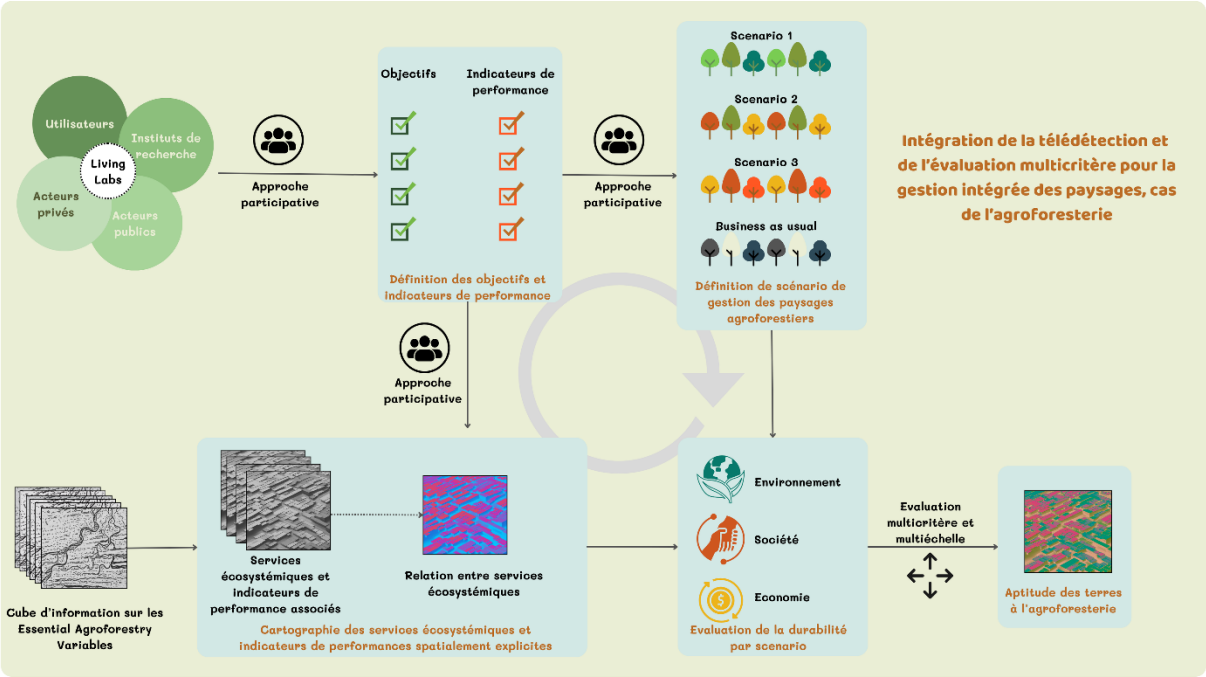


FIGURE 53. SCHEMATISATION D'UNE DEMARCHE D'EVALUATION INTEGREE DES PAYSAGES AGROFORESTIERS ASSOCIANT TELEDETECTION ET EVALUATION MULTICRITERE.

CONCLUSION GENERALE

J'ai souhaité présenter ce rapport d'HDR non pas comme une liste de travaux menés au cours de ces 10 dernières années, mais bien plus comme une histoire, celle de mon parcours de jeune chercheuse, arrivée en poste au Cirad à la fin 2015 en tant que géographe et qui progressivement a modifié son positionnement scientifique pour devenir une géographe évoluant dans une unité d'agronomie. Cela a demandé un effort d'adaptation, d'appropriation des concepts, mais lorsque je me retourne, je me dis que cela en valait la peine et que si c'était à refaire, je le referais de la même manière. Les différents travaux que j'ai pu mener m'ont permis de questionner l'apport des sciences géographiques, et plus particulièrement la télédétection, à l'évaluation et la compréhension des performances agronomiques et environnementales des systèmes de culture en contexte d'agriculture familiale, et, de fil en aiguille, de faire émerger les questions de recherche sur lesquelles je souhaite m'investir à présent. Le fil conducteur entre mes travaux passés et à venir se retrouve dans l'objet d'étude, à savoir les systèmes agroforestiers. Mes travaux m'ont amenée à élargir mon réseau de collaborations avec des chercheurs de différentes disciplines. Mais également, de par mon positionnement à l'interface entre plusieurs disciplines, à faire le pont entre des recherches méthodologiques en télédétection, modélisation et analyses des données d'une part, et thématique en agronomie des systèmes de culture en agriculture familiale, d'autre part. Mes perspectives de recherches s'inscrivent donc dans la continuité de mes travaux passés, en explorant à la fois des questions de recherches méthodologiques et appliquées, ces deux volets étant complémentaires. Sur le plan théorique, mes travaux se positionnent essentiellement dans l'articulation entre géographie physique et agronomie systémique, avec une touche de sciences informatiques appliquées et un soupçon de sciences sociales, qui devraient devenir beaucoup plus prépondérant dans les années à venir. En effet, l'ouverture déjà amorcée vers des enjeux plus sociétaux de l'évaluation des performances des systèmes de culture est amenée à se renforcer par le biais des collaborations et projets à venir.

Enfin, j'accorde une grande importance à la formation et partage des connaissances auprès des étudiants de Master ou en Doctorat, au Nord comme au Sud, comme l'atteste le nombre d'étudiants de Master encadrés (12) et les nombreuses thèses (8) sur lesquelles je me suis engagée. Je souhaite donc continuer à contribuer activement à l'encadrement et à la formation d'étudiants.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES CITEES

A

Affholder, F., Poeydebat, C., Corbeels, M., Scopel, E., Tittonell, P., 2013. The yield gap of major food crops in family agriculture in the tropics: Assessment and analysis through field surveys and modelling. Field Crops Research 143, 106–118. https://doi.org/10.1016/j.fcr.2012.10.021

African Development Bank, 2017. Progress on the Capacity of African Countries to Produce Timely, Reliable, and Sustainable Agricultural Statistics - Agricultural Statistics Capacity Indicators (ASCIs) for the 2013 and 2015 reference years. African Development Bank, Abidjan, Côte d'Ivoire.

Alturk, B., Kurc, H.C., Konukcu, F., Kocaman, I., 2022. Multi-criteria land use suitability analysis for the spatial distribution of cattle farming under land use change modeling scenarios in Thrace Region, Turkey. Computers and Electronics in Agriculture 198, 107063. https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107063

Anyamba, A., Small, J., Tucker, C.J., Pak, E., 2014. Thirty-two Years of Sahelian Zone Growing Season Non-Stationary NDVI3g Patterns and Trends. Remote Sensing 6, 3101–3122. https://doi.org/10.3390/rs6043101

Anyamba, A., Tucker, C.J., 2005. Analysis of Sahelian vegetation dynamics using NOAA-AVHRR NDVI data from 1981 – 2003. Journal of Arid Environments 63, 596–614. https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.03.007

Aryal, K., Maraseni, T., Apan, A., 2022. How much do we know about trade-offs in ecosystem services? A systematic review of empirical research observations. Science of The Total Environment 806, 151229. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.151229

Atzberger, C., 2013. Advances in Remote Sensing of Agriculture: Context Description, Existing Operational Monitoring Systems and Major Information Needs. Remote Sensing 5, 949–981. https://doi.org/10.3390/rs5020949

Azzari, G., Jain, M., Lobell, D.B., 2017. Towards fine resolution global maps of crop yields: Testing multiple methods and satellites in three countries. Remote Sensing of Environment In press. https://doi.org/10.1016/J.RSE.2017.04.014

B

Baerwald, T.J., 2010. Prospects for Geography as an Interdisciplinary Discipline. Annals of the Association of American Geographers 100, 493–501. https://doi.org/10.1080/00045608.2010.485443

Balázs, B., Mooney, P., Nováková, E., Bastin, L., Jokar Arsanjani, J., 2021. Data Quality in Citizen Science, in: Vohland, K., Land-Zandstra, A., Ceccaroni, L., Lemmens, R., Perelló, J., Ponti, M., Samson, R., Wagenknecht, K. (Eds.), The Science of Citizen Science. Springer International Publishing, Cham, pp. 139–157. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58278-4_8

Baron, C., 2019. SARRA-H Modèle de culture : Système d'Analyse Régionale des Risques Agroclimatologiques Version H.

Bayala, J., Sanou, J., Teklehaimanot, Z., Ouédraogo, S.J., 2014. Parklands for buffering climate risk and sustaining agricultural production in the Sahel of West Africa. Current Opinion in Environmental Sustainability 6, 28–34. https://doi.org/10.1016/J.COSUST.2013.10.004

Bayala, J., Sanou, J., Teklehaimanot, Z., Ouedraogo, S.J., Kalinganire, A., Coe, R., Noordwijk, M. van, 2015. Advances in knowledge of processes in soil–tree–crop interactions in parkland systems in the West African Sahel: A review. Agriculture, Ecosystems and Environment 205, 25–35. https://doi.org/10.1016/J.AGEE.2015.02.018

Becker-Reshef, I., Barker, B., Humber, M., Puricelli, E., Sanchez, A., Sahajpal, R., McGaughey, K., Justice, C., Baruth, B., Wu, B., Prakash, A., Abdolreza, A., Jarvis, I., 2019. The GEOGLAM crop monitor for AMIS: Assessing crop conditions in the context of global markets. Global Food Security 23, 173–181. https://doi.org/10.1016/J.GFS.2019.04.010

Becker-Reshef, I., Vermote, E.F., Lindeman, M., Justice, C., 2010. A generalized regression-based model for forecasting winter wheat yields in Kansas and Ukraine using MODIS data. Remote Sensing of Environment 114, 1312–1323. https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.01.010

Bégué, A., Arvor, D., Bellon, B., Betbeder, J., De Abelleyra, D., P. D. Ferraz, R., Lebourgeois, V., Lelong, C., Simões, M., R. Verón, S., 2018. Remote Sensing and Cropping Practices: A Review. Remote Sensing 10, 99. https://doi.org/10.3390/rs10010099

Bégué, A., Leroux, L., Soumaré, M., Faure, J.F., Diouf, A.A., Augusseau, X., Touré, L., Tonneau, J.P., 2020. Remote Sensing Products and Services in Support of Agricultural Public Policies in Africa: Overview and Challenges. Frontiers in Sustainable Food Systems 4, 1–11. https://doi.org/doi.org/10.3389/fsufs.2020.00058

Bégué, A., Madec, S., Lemettais, L., Leroux, L., Interdonato, R., Meroni, M., Kerdiles, H., Becker-Reshef, I., Justice, C., Barker, B., 2023. How well do EO-based crop monitoring systems for food security agree? Comparison of NDVI-based vegetation anomaly maps in West Africa. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 16, 1–15. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3236259

Beillouin, D., Ben-Ari, T., Malézieux, E., Seufert, V., Makowski, D., 2021. Positive but variable effects of crop diversification on biodiversity and ecosystem services. Global Change Biology n/a. https://doi.org/10.1111/gcb.15747

Bellón, B., Bégué, A., Lo Seen, D., Almeida, C., Simões, M., 2017. A Remote Sensing Approach for Regional-Scale Mapping of Agricultural Land-Use Systems Based on NDVI Time Series. Remote Sensing 2017, Vol. 9, Page 600 9, 600. https://doi.org/10.3390/RS9060600

Betbeder, J., Fieuzal, R., Baup, F., 2016. Assimilation of LAI and Dry Biomass Data From Optical and SAR Images Into an Agro-Meteorological Model to Estimate Soybean Yield. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 9, 2540–2553. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2541169

Beza, E., Silva, J.V., Kooistra, L., 2017. Review of yield gap explaining factors and opportunities for alternative data collection approaches. European Journal of Agronomy 82, 206–222. https://doi.org/10.1016/j.eja.2016.06.016

Blaschke, T., Hay, G.J., Kelly, M., Lang, S., Hofmann, P., Addink, E., Queiroz Feitosa, R., van der Meer, F., van der Werff, H., van Coillie, F., Tiede, D., 2014. Geographic Object-Based Image Analysis - Towards a new paradigm. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 87, 180–191. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014

Bommarco, R., Kleijn, J., Potts, S.G., 2013. Ecological intensification: harnessing ecosystem services for food security. Trends in Ecology and Evolution 28, 230–238.

Bontemps, S., Defourny, P., Van Bogaert, E., 2010. GLOBCOVER 2009 Products Report Description and Validation Report.

Bossoukpe, M., Ndiaye, O., Diatta, O., Diatta, S., Audebert, A., Couteron, P., Leroux, L., Diouf, A.A., Dendoncker, M., Faye, E., Taugourdeau, S., 2021. Unmanned aerial vehicle for the assessment of woody and herbaceous phytomass in Sahelian savanna. Revue d'Elevage et de Médecine Vétérinaire des Pays Tropicaux 74, 199–205.

Brandt, M., Gominski, D., Reiner, F., Kariryaa, A., Guthula, V.B., Ciais, P., Tong, X., Zhang, W., Govindarajulu, D., Ortiz-Gonzalo, D., Fensholt, R., 2024. Severe decline in large farmland trees in India over the past decade. Nat Sustain. https://doi.org/10.1038/s41893-024-01356-0

Brandt, M., Mbow, C., Diouf, A.A., Verger, A., Samimi, C., Fensholt, R., 2015. Ground- and satellite-based evidence of the biophysical mechanisms behind the greening Sahel. Global Change Biology 21, 1610–1620.

Brandt, M., Tucker, C.J., Kariryaa, A., Rasmussen, K., Abel, C., Small, J., Chave, J., Rasmussen, L.V., Hiernaux, P., Diouf, A.A., Kergoat, L., Mertz, O., Igel, C., Gieseke, F., Schöning, J., Li, S., Melocik, K., Meyer, J., Sinno, S., Romero, E., Glennie, E., Montagu, A., Dendoncker, M., Fensholt, R., 2020. An unexpectedly large count of trees in the West African Sahara and Sahel. Nature. https://doi.org/10.1038/s41586-020-2824-5

Breure, T.S., Estrada-Carmona, N., Petsakos, A., Gotor, E., Jansen, B., Groot, J.C.J., 2024. A systematic review of the methodology of trade-off analysis in agriculture. Nat Food 5, 211–220. https://doi.org/10.1038/s43016-024-00926-x

Brown, C.F., Brumby, S.P., Guzder-Williams, B., Birch, T., Hyde, S.B., Mazzariello, J., Czerwinski, W., Pasquarella, V.J., Haertel, R., Ilyushchenko, S., Schwehr, K., Weisse, M., Stolle, F., Hanson, C., Guinan, O., Moore, R., Tait, A.M., 2022. Dynamic World, Near real-time global 10 m land use land cover mapping. Scientific Data 9, 251. https://doi.org/10.1038/s41597-022-01307-4

Burke, M., Driscoll, A., Lobell, D.B., Ermon, S., 2021. Using satellite imagery to understand and promote sustainable development. Science 371. https://doi.org/10.1126/science.abe8628

Burke, M., Lobell, D.B., 2017. Satellite-based assessment of yield variation and its determinants in smallholder African systems. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America 114, 2189–2194. https://doi.org/10.1073/pnas.1616919114

C

Cai, Z., Hu, Q., Zhang, X., Yang, J., Wei, H., Wang, J., Zeng, Y., Yin, G., Li, W., You, L., Xu, B., Shi, Z., 2023. Improving agricultural field parcel delineation with a dual branch spatiotemporal fusion network by integrating multimodal satellite data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 205, 34–49. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2023.09.021

Cardinael, R., Umulisa, V., Toudert, A., Olivier, A., Bockel, L., Bernoux, M., 2018. Revisiting IPCC Tier 1 coefficients for soil organic and biomass carbon storage in agroforestry systems. Environmental Research Letters 13, 124020. https://doi.org/10.1088/1748-9326/aaeb5f

Caspari, G., Donato, S., Jendryke, M., 2019. Remote sensing and citizen science for assessing land use change in the Musandam (Oman). Journal of Arid Environments 171, 104003. https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2019.104003

Castro Alvarado, E., Bégué, A., Leroux, L., Gaetano, R., 2023. Non-active agricultural land mapping in West Africa. A supervised land use trajectory strategy. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 122, 103398. https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103398

Chen, Y., Zhang, Z., Tao, F., 2018. Improving regional winter wheat yield estimation through assimilation of phenology and leaf area index from remote sensing data. European Journal of Agronomy 101, 163–173. https://doi.org/10.1016/J.EJA.2018.09.006

Chuma, G.B., Cirezi, N.C., Mondo, J.M., Mugumaarhahama, Y., Ganza, D.M., Katcho, K., Mushagalusa, G.N., Schmitz, S., 2021. Suitability for agroforestry implementation around Itombwe Natural

Reserve (RNI), eastern DR Congo: Application of the Analytical Hierarchy Process (AHP) approach in geographic information system tool. Trees, Forests and People 6, 100125. https://doi.org/10.1016/j.tfp.2021.100125

Ciss, M., Biteye, B., Fall, A.G., Fall, M., Ba Ghan, M.C., Leroux, L., Apolloni, A., 2019. Ecological niche modelling to estimate distribution of Culicoides, potential vectors of bluetongue virus in Senegal. BMC Ecology 19, 1–12. https://doi.org/10.1186/s12898-019-0261-9

Clare, J.D.J., Townsend, P.A., Anhalt-Depies, C., Locke, C., Stenglein, J.L., Frett, S., Martin, K.J., Singh, A., Van Deelen, T.R., Zuckerberg, B., 2019. Making inference with messy (citizen science) data: when are data accurate enough and how can they be improved? Ecological Applications 29, e01849. https://doi.org/10.1002/eap.1849

Clermont-Dauphin, C., C., N'dienor, M., Leroux, L., Ba, H.S., Bongers, F., Jourdan, C., Roupsard, O., Do, F.C., Cournac, L., Seghieri, J., 2023. Faidherbia albida trees form a natural buffer against millet water stress in agroforestry parklands in Senegal. Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement 27, 1–14. https://doi.org/10.25518/1780-4507.20477

Coastes, J., Swindale, A., Bilinsky, P., 2007. Household Food Insecurity Access Scale (HFIAS) for Measurement of Household Food Access: Indicator Guide (v. 3). Food and Nutrition Technical Assistance Project, Academy for Educational Development, Washington D.C.

Corbari, C., Paciolla, N., Ben Charfi, I., Skokovic, D., Sobrino, J.A., Woods, M., 2022. Citizen science supporting agricultural monitoring with hundreds of low-cost sensors in comparison to remote sensing data. European Journal of Remote Sensing 55, 388–408. https://doi.org/10.1080/22797254.2022.2084643

D

Daily, G.C., Polasky, S., Goldstein, J., Kareiva, P.M., Mooney, H.A., Pejchar, L., Ricketts, T.H., Salzman, J., Shallenberger, R., 2009. Ecosystem services in decision making: time to deliver. Frontiers in Ecol & Environ 7, 21–28. https://doi.org/10.1890/080025

Dardel, C., Kergoat, L., Hiernaux, P., Grippa, M., Mougin, E., Ciais, P., Nguyen, C.C., 2014a. Rain-Use-Efficiency: What it Tells us about the Conflicting Sahel Greening and Sahelian Paradox. Remote Sensing 6, 3446–3474. https://doi.org/10.3390/rs6043446

Dardel, C., Kergoat, L., Hiernaux, P., Mougin, E., Grippa, M., Tucker, C.J., 2014b. Re-greening Sahel: 30years of remote sensing data and field observations (Mali, Niger). Remote Sensing of Environment 140, 350–364. https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.09.011

Dawson, T.P., Cutler, M.E.J., Brown, C., 2016. The role of remote sensing in the development of SMART indicators for ecosystem services assessment. Biodiversity 17, 136–148. https://doi.org/10.1080/14888386.2016.1246384

De Mendonça, G.C., Costa, R.C.A., Parras, R., De Oliveira, L.C.M., Abdo, M.T.V.N., Pacheco, F.A.L., Pissarra, T.C.T., 2022. Spatial indicator of priority areas for the implementation of agroforestry systems: An optimization strategy for agricultural landscapes restoration. Science of The Total Environment 839, 156185. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.156185

De Mendonça, G.C., Da Costa, L.M., Abdo, M.T.V.N., Costa, R.C.A., Parras, R., De Oliveira, L.C.M., Pissarra, T.C.T., Pacheco, F.A.L., 2023. Multicriteria spatial model to prioritize degraded areas for landscape restoration through agroforestry. MethodsX 10, 102052. https://doi.org/10.1016/j.mex.2023.102052

de Wit, A.J.W., van Diepen, C.A., 2007. Crop model data assimilation with the Ensemble

Kalman filter for improving regional crop yield forecasts. Agricultural and Forest Meteorology 146, 38–56. https://doi.org/10.1016/J.AGRFORMET.2007.05.004

DeClerck, F., Estrada-Carmona, N. Garbach, K., Martinez-Salinas, A., 2015. Biodiversity and ecosystem services of agricultural landscapes: Reversing agriculture's externalities., in: Agroecology for Food Security and Nutrition – Proceedings of the FAO International Symposium on Agroecology for Food Security and Nutrition. FAO, Rome, Italy, pp. 140–157.

Defourny, P., Bontemps, S., Bellemans, N., Cara, C., Dedieu, G., Guzzonato, E., Hagolle, O., Inglada, J., Nicola, L., Rabaute, T., Savinaud, M., Udroiu, C., Valero, S., Bégué, A., Dejoux, J.F., El Harti, A., Ezzahar, J., Kussul, N., Labbassi, K., Lebourgeois, V., Miao, Z., Newby, T., Nyamugama, A., Salh, N., Shelestov, A., Simonneaux, V., Traore, P.S., Traore, S.S., Koetz, B., 2019. Near real-time agriculture monitoring at national scale at parcel resolution: Performance assessment of the Sen2-Agri automated system in various cropping systems around the world. Remote Sensing of Environment 221, 551–568. https://doi.org/10.1016/J.RSE.2018.11.007

Degenne, P., Lo Seen, D., 2016. Ocelet: Simulating processes of landscape changes using interaction graphs. SoftwareX 5, 89–95. https://doi.org/10.1016/j.softx.2016.05.002

Di Gregorio, A., Jansen, L.J., 1998. Land Cover Classification System (LCCS): classification concepts and user manual. FAO, Rome, Italy.

Diack, I., Diene, S.M., Leroux, L., Diouf, A.A., Heuclin, B., Roupsard, O., Letourmy, P., Audebert, A., Sarr, I., Diallo, M., 2024. Combining UAV and Sentinel-2 imagery for estimating millet FCover in an heterogeneous agricultural landscape of Senegal. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 17, 7305–7322. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3373508

Diedhiou, M., Faye, E., Vezy, R., Roupsard, O., Fassinou, F.C., Leroux, L., Diouf, A.A., Diatta, S., Vincke, C., Ngom, D., 2024. Photogrammetric methods for deriving crown and trunk volume from images of trees with heterogeneous canopies. Frontiers in Environmental Science Under review.

Diene, S.M., Diack, I., Audebert, A., Roupsard, O., Leroux, L., Diouf, A.A., Mbaye, M., Diallo, M., Sarr, I., 2024. Normalized Difference Texture Index improves pearl millet yield estimation from UAV imagery in semi-arid agroforestry system of Senegal. IEEE Access Major Revisions.

Diouf, A.A., Brandt, M., Verger, A., Jarroudi, M., Djaby, B., Fensholt, R., Ndione, J., Tychon, B., 2015. Fodder Biomass Monitoring in Sahelian Rangelands Using Phenological Metrics from FAPAR Time Series. Remote Sensing 7, 9122–9148. https://doi.org/10.3390/rs70709122

Dong, T., Liu, Jiangui, Qian, B., He, L., Liu, Jane, Wang, R., Jing, Q., Champagne, C., McNairn, H., Powers, J., Shi, Y., Chen, J.M., Shang, J., 2020. Estimating crop biomass using leaf area index derived from Landsat 8 and Sentinel-2 data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 168, 236–250. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.08.003

Doraiswamy, P.C., Sinclair, T.R., Hollinger, S., Akhmedov, B., Stern, A., Prueger, J., 2005. Application of MODIS derived parameters for regional crop yield assessment. Remote Sensing of Environment 97, 192–202. https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.03.015

Doran, G.T., 1981. There's a S.M.A.R.T. way to write managements's goals and objectives. Management Review 70, 35.

Dossa, E.L., Diedhiou, I., Khouma, M., Sene, M., Lufafa, A., Kizito, F., Samba, S.A.N., Badiane, A.N., Diedhiou, S., Dick, R.P., 2012. Crop Productivity and Nutrient Dynamics in a Shrub (Guiera senegalensis)–Based Farming System of the Sahel. Agronomy Journal 104, 1255–

1264. https://doi.org/10.2134/agronj2011.0399

Dubovyk, O., 2017. The role of Remote Sensing in land degradation assessments: opportunities and challenges. European Journal of Remote Sensing 50, 601–613. https://doi.org/10.1080/22797254.2017.1378926

Dumont, E.S., Bonhomme, S., Pagella, T.F., Sinclair, F.L., 2019. STRUCTURED STAKEHOLDER ENGAGEMENT LEADS TO DEVELOPMENT OF MORE DIVERSE AND INCLUSIVE AGROFORESTRY OPTIONS. Ex. Agric. 55, 252–274. https://doi.org/10.1017/S0014479716000788

Duriaux Chavarría, J.Y., Baudron, F., Sunderland, T., 2018. Retaining forests within agricultural landscapes as a pathway to sustainable intensification: Evidence from Southern Ethiopia. Agriculture, Ecosystems and Environment 263, 41–52. https://doi.org/10.1016/J.AGEE.2018.04.020

Dury, S., Vall, É., Imbernon, J., 2017. Production agricole et sécurité alimentaire en Afrique de l'Ouest. Cah. Agric. 26. https://doi.org/10.1051/cagri/2017047

E

Ebitu, L., Avery, H., Mourad, K.A., Enyetu, J., 2021. Citizen science for sustainable agriculture – A systematic literature review. Land Use Policy 103, 105326. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105326

Eklundh, L., Olsson, L., 2003. Vegetation index trends for the African Sahel 1982–1999. Geophysical Research Letters 30, 1–4. https://doi.org/10.1029/2002GL016772

Elith, J., Leathwick, J.R., 2009. Species Distribution Models: Ecological Explanation and Prediction Across Space and Time. Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics 40, 677–697. https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.110308.120159

Estes, L.D., McRitchie, D., Choi, J., Debats, S., Evans, T., Guthe, W., Luo, D., Ragazzo, G., Zempleni, R., Caylor, K.K., 2016. A platform for crowdsourcing the creation of representative, accurate landcover maps. Environmental Modelling & Software 80, 41–53. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.01.011

F

Falconnier, G.N., Cardinael, R., Corbeels, M., Baudron, F., Chivenge, P., Couedel, A., Ripoche, A., Affholder, F., Naudin, K., Benaillon, E., Rusinamhodzi, L., Leroux, L., Vanlauwe, B., Giller, K.E., 2023a. The input reduction principle of agroecology is wrong when it comes to mineral fertilizer use in sub-Saharan Africa. Outlook on Agriculture 1–16. https://doi.org/10.1177/00307270231199795

Falconnier, G.N., Corbeels, M., Boote, K.J., Affholder, F., Adam, M., MacCarthy, D.S., Ruane, A.C., Nendel, C., Whitbread, A.M., Justes, E., Ahuja, L.R., Akinseye, F.M., Alou, I.N., Amouzou, K.A., Anapalli, S.S., Baron, C., Basso, B., Baudron, F., Bertuzzi, P., Challinor, A.J., Chen, Y., Deryng, D., Elsayed, M.L., Faye, B., Gaiser, T., Galdos, M., Gayler, S., Gerardeaux, E., Giner, M., Grant, B., Hoogenboom, G., Ibrahim, E.S., Kamali, B., Kersebaum, K.C., Kim, S.H., van der Laan, M., Leroux, L., Lizaso, J.I., Maestrini, B., Meier, E.A., Mequanint, F., Ndoli, A., Porter, C.H., Priesack, E., Ripoche, D., Sida, T., Singh, U., Smith, W., Srivastava, A., Sinha, S., Tao, F., Thorburn, P.J., Timlin, D., Traore, B., Twine, T., Webber, H., 2020. Modelling climate change impacts on maize yields under low nitrogen input conditions in sub-Saharan Africa. Global Change Biology 26, 5942–5964. https://doi.org/10.1111/gcb.15261

Falconnier, G.N., Leroux, L., Beillouin, D., Corbeels, M., Hijmans, R., Bonilla Cedrez, C., van Wijk, M.T., Descheemaeker, K., Zingore, S., Affholder, F., Lopez-Ridaura, S., Malézieux, E., Makowski, D., Rurinda, J., van Ittersum, M.K., Vanlauwe, B., Giller, K.E., Lammoglia, K.S., Waha, K., 2023b. Increased mineral

fertilizer use on maize can improve both household food security and regional food production in East Africa. Agricultural Systems 205, 103588. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2022.103588

FAO, IFAD, UNICEF, WFP, WHO, 2023. The State of Food Security and Nutrition in the World 2023. Urbanization, agrifood systems transformation and healthy diets across the rural–urban continuum. FAO, Rome, Italy.

Félix, G.F., Diedhiou, I., Le Garff, M., Timmermann, C., Clermont-Dauphin, C., Cournac, L., Groot, J.C.J., Tittonell, P., 2018. Use and management of biodiversity by smallholder farmers in semi-arid West Africa. Global Food Security 18, 76–85. https://doi.org/10.1016/J.GFS.2018.08.005

Fensholt, R., Langanke, T., Rasmussen, K., Reenberg, A., Prince, S.D., Tucker, C.J., Scholes, R.J., Le, Q.B., Bondeau, A., Eastman, R., Epstein, H., Gaughan, A.E., Hellden, U., Mbow, C., Olsson, L., Paruelo, J., Schweitzer, C., Seaquist, J., Wessels, K., 2012. Greenness in semi-arid areas across the globe 1981-2007 - an Earth Observing Satellite based analysis of trends and drivers. Remote Sensing of Environment 121, 144–158. https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.01.017

Fensholt, R., Rasmussen, K., Kaspersen, P., Huber, S., Horion, S., Swinnen, E., 2013. Assessing Land Degradation/Recovery in the African Sahel from Long-Term Earth Observation Based Primary Productivity and Precipitation Relationships. Remote Sensing 5, 664–686. https://doi.org/10.3390/rs5020664

Fensholt, R., Rasmussen, K., Theis, T., Mbow, C., 2009. Evaluation of earth observation based long term vegetation trends — Intercomparing NDVI time series trend analysis consistency of Sahel from AVHRR GIMMS , Terra MODIS and SPOT VGT data. Remote Sensing of Environment 113, 1886–1898. https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.04.004

Fieuzal, R., Baup, F., 2017. Forecast of wheat yield throughout the agricultural season using optical and radar satellite images. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 59, 147–156. https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.03.011

Foley, J.A., Ramankutty, N., Brauman, K. a, Cassidy, E.S., Gerber, J.S., Johnston, M., Mueller, N.D., O'Connell, C., Ray, D.K., West, P.C., Balzer, C., Bennett, E.M., Carpenter, S.R., Hill, J., Monfreda, C., Polasky, S., Rockström, J., Sheehan, J., Siebert, S., Tilman, D., Zaks, D.P.M., 2011. Solutions for a cultivated planet. Nature 478, 337–42. https://doi.org/10.1038/nature10452

Fraisl, D., Campbell, J., See, L., Wehn, U., Wardlaw, J., Gold, M., Moorthy, I., Arias, R., Piera, J., Oliver, J.L., Masó, J., Penker, M., Fritz, S., 2020. Mapping citizen science contributions to the UN sustainable development goals. Sustain Sci 15, 1735–1751. https://doi.org/10.1007/s11625-020-00833-7

Fresco, L.O., 1994. Imaginable futures: a contribution to thinking about land use planning. The future of the land 1–8.

Friedl, M.A., McIver, D.K., Hodges, J.C.F., Zhang, X.Y., Muchoney, D., Strahler, A.H., Woodcock, C.E., Gopal, S., Schneider, A., Cooper, A., Baccini, A., Gao, F., Schaaf, C.B., 2002. Global land cover mapping from MODIS: Algorithms and early results. Remote Sensing of Environment 83, 287–302. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00078-0

Frison, E.A., Cherfas, J., Hodgkin, T., 2011. Agricultural Biodiversity Is Essential for a Sustainable Improvement in Food and Nutrition Security. Sustainability 3, 238–253. https://doi.org/10.3390/su3010238

Fritz, S., McCallum, I., Schill, C., Perger, C., Grillmayer, R., Achard, F., Kraxner, F., Obersteiner, M., 2009. Geo-Wiki.Org: The Use of Crowdsourcing to Improve Global Land Cover. Remote Sensing 1, 345–354. https://doi.org/10.3390/rs1030345

Fritz, S., See, L., Bayas, J.C.L., Waldner, F., Jacques, D., Becker-Reshef, I., Whitcraft, A., Baruth, B., Bonifacio, R., Crutchfield, J., Rembold, F., Rojas, O., Schucknecht, A., Van der Velde, M., Verdin, J., Wu, B., Yan, N., You,

L., Gilliams, S., Mücher, S., Tetrault, R., Moorthy, I., McCallum, I., 2019a. A comparison of global agricultural monitoring systems and current gaps. Agricultural Systems 168, 258–272. https://doi.org/10.1016/J.AGSY.2018.05.010

Fritz, S., See, L., Carlson, T., Haklay, M., Oliver, J.L., Fraisl, D., Mondardini, R., Brocklehurst, M., Shanley, L.A., Schade, S., Wehn, U., Abrate, T., Anstee, J., Arnold, S., Billot, M., Campbell, J., Espey, J., Gold, M., Hager, G., He, S., Hepburn, L., Hsu, A., Long, D., Masó, J., McCallum, I., Muniafu, M., Moorthy, I., Obersteiner, M., Parker, A.J., Weisspflug, M., West, S., 2019b. Citizen science and the United Nations Sustainable Development Goals. Nat Sustain 2, 922–930. https://doi.org/10.1038/s41893-019-0390-3

Fritz, S., See, L., Mccallum, I. a N., You, L., Bun, A., Moltchanova, E., Duerauer, M., Albrecht, F., Schill, C., Perger, C., Havlik, P., Mosnier, A., Thornton, P., Wood-sichra, U., Herrero, M., Becker-Reshef, I., 2015. Mapping global cropland and field size. Global Change Biology 21, 1–13. https://doi.org/10.1111/gcb.12838

Fritz, S., See, L., Perger, C., McCallum, I., Schill, C., Schepaschenko, D., Duerauer, M., Karner, M., Dresel, C., Laso-Bayas, J.-C., Lesiv, M., Moorthy, I., Salk, C.F., Danylo, O., Sturn, T., Albrecht, F., You, L., Kraxner, F., Obersteiner, M., 2017. A global dataset of crowdsourced land cover and land use reference data. Scientific Data 4, 170075. https://doi.org/10.1038/sdata.2017.75

Fritz, S., You, L., Bun, A., See, L., McCallum, I., Schill, C., Perger, C., Liu, J., Hansen, M., Obersteiner, M., 2011. Cropland for sub-Saharan Africa: A synergistic approach using five land cover data sets. Geophysical Research Letters 38, 1–6. https://doi.org/10.1029/2010GL046213

G

Gaetano, R., Dupuy, S., Lebourgeois, V., Le Maire, G., Tran, A., Jolivot, A., Bégué, A., 2019. The MORINGA processing chain: Automatic object-based land cover classification of tropical agrosystems using multi-sensor satellite imagery, in: Living Planet Symposium. Milan, Italy, p. 3. https://doi.org/10.18167/DVN1/KJAS6S

Gao, F., Anderson, M.C., Zhang, X., Yang, Z., Alfieri, J.G., Kustas, W.P., Mueller, R., Johnson, D.M., Prueger, J.H., 2017. Toward mapping crop progress at field scales through fusion of Landsat and MODIS imagery. Remote Sensing of Environment 188, 9–25. https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.11.004

García-Nieto, A.P., Quintas-Soriano, C., García-Llorente, M., Palomo, I., Montes, C., Martín-López, B., 2015. Collaborative mapping of ecosystem services: The role of stakeholders' profiles. Ecosystem Services 13, 141–152. https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2014.11.006

Gbodjo, J.E., Ienco, D., Leroux, L., 2021. Benchmarking statistical modelling approaches with multi-source remote sensing data for millet yield monitoring: A case study of the Groundnut basin in central Senegal. International Journal of Remote Sensing 42, 9277–9300. https://doi.org/10.1080/01431161.2021.1993465

Gbodjo, J.E., Ienco, D., Leroux, L., 2019. Towards Spatio-Spectral analysis of Sentinel-2 Satellite Images Time Series data for land cover mapping. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 17, 307–311. https://doi.org/10.1109/LGRS.2019.2917788

Gbodjo, J.E., Ienco, D., Leroux, L., Interdonato, R., Gaetano, R., Ndao, B., 2020. Object-based multi-temporal and multi-source land cover mapping leveraging hierarchical class relationships. Remote Sensing 12, 2814. https://doi.org/10.3390/rs12172814

Gelagay, H.S., Leroux, L., Tamene, L., Chernet, M., Blasch, G., Tibede, D., Abera, W., Tesfaye, S., Tesfaye, K., Corbeels, M., Silva, J.V., Submitted. A Crop-Specific and Time-Variant Spatial Framework for Characterizing Production Environments:

A Case Study for Rainfed Wheat in Ethiopia. Agricultural Systems.

Gelagay, H.S., Tamene, L., Silva, J.V., Abera, W., Corbeels, M., Leroux, L., 2023. Developing Agro-Ecological Spatial Unit with Earth Observation and Machine Learning to Scale Up Crop Yield Gap Analysis: Case Study of Rainfed Wheat in Ethiopia. Presented at the IALE : Transboundary Resource Management, Climate Change and Environmental Resilience, Nairobi, Kenya, p. 395.

Genesio, L., Bacci, M., Baron, C., Diarra, B., Di Vecchia, A., Alhassane, A., Hassane, I., Ndiaye, M., Philippon, N., Tarchiani, V., Traoré, S.B., 2011. Early warning systems for food security in West Africa: evolution, achievements and challenges. Atmospheric Science Letters 12, 142–148. https://doi.org/10.1002/asl.332

Gergel, S.E., Powell, B., Baudron, F., Wood, S.L.R., Rhemtulla, J.M., Kennedy, G., Rasmussen, L.V., Ickowitz, A., Fagan, M.E., Smithwick, E.A.H., Ranieri, J., Wood, S.A., Groot, J.C.J., Sunderland, T.C.H., 2020. Conceptual Links between Landscape Diversity and Diet Diversity: A Roadmap for Transdisciplinary Research. BioScience 70, 563–575. https://doi.org/10.1093/biosci/biaa048

Giller, K.E., Delaune, T., Silva, J.V., Descheemaeker, K., van de Ven, G., Schut, A.G.T., van Wijk, M., Hammond, J., Hochman, Z., Taulya, G., Chikowo, R., Narayanan, S., Kishore, A., Bresciani, F., Teixeira, H.M., Andersson, J.A., van Ittersum, M.K., 2021a. The future of farming: Who will produce our food? Food Security 13, 1073–1099. https://doi.org/10.1007/s12571-021-01184-6

Giller, K.E., Delaune, T., Silva, J.V., van Wijk, M., Hammond, J., Descheemaeker, K., van de Ven, G., Schut, A.G.T., Taulya, G., Chikowo, R., Andersson, J.A., 2021b. Small farms and development in sub-Saharan Africa: Farming for food, for income or for lack of better options? Food Security. https://doi.org/10.1007/s12571-021-01209-0

Giner, M., Affholder, F., Falconnier, G.N., Chimonyo, V.G.P., Leroux, L., Auzoux, S., Adam, M., Kouakou, P.K., Loison, R., Midingoyi, C.A., Chavez, E., 2024. ACME (Agile Crop Model Ensemble): a package to generate and run large virtual experiments with ensembles of crop simulation models. SoftwareX 27, 101777. https://doi.org/10.1016/j.softx.2024.101777

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., Moore, R., 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. Remote Sensing of Environment 202, 18–27. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031

Groten, S.M.E., 1993. NDVI—crop monitoring and early yield assessment of Burkina Faso. International Journal of Remote Sensing 14, 1495–1515. https://doi.org/10.1080/01431169308953983

H

Hadgu, K.M., Kooistra, L., Rossing, W.A.H., van Bruggen, A.H.C., 2009. Assessing the effect of Faidherbia albida based land use systems on barley yield at field and regional scale in the highlands of Tigray, Northern Ethiopia. Food Security 1, 337–350. https://doi.org/10.1007/s12571-009-0030-2

Hall, O., Dahlin, S., Marstorp, H., Archila Bustos, M., Öborn, I., Jirström, M., 2018. Classification of Maize in Complex Smallholder Farming Systems Using UAV Imagery. Drones 2, 22. https://doi.org/10.3390/drones2030022

Hammer, A., Heinemann, D., Hoyer, C., Kuhlemann, R., Lorenz, E., Müller, R., Beyer, H.G., 2003. Solar energy assessment using remote sensing technologies. Remote Sensing of Environment 86, 423–432. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00083-X

Hatfield, L., 1983. Remote Sensing Estimators of Potential and Actual Crop Yield. Remote Sensing of Environment 13, 301–311.

Hermelingmeier, V., Nicholas, K.A., 2017. Identifying Five Different Perspectives on the Ecosystem Services Concept Using Q Methodology. Ecological Economics 136,

255–265. https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2017.01.006

Herrero, M., Thornton, P.K., Power, B., Bogard, J.R., Remans, R., Fritz, S., Gerber, J.S., Nelson, G., See, L., Waha, K., Watson, R.A., West, P.C., Samberg, L.H., van de Steeg, J., Stephenson, E., van Wijk, M., Havlík, P., 2017. Farming and the geography of nutrient production for human use: a transdisciplinary analysis. The Lancet Planetary Health 1, e33–e42. https://doi.org/10.1016/S2542-5196(17)30007-4

Herrmann, S.M., Anyamba, A., Tucker, C.J., 2005. Recent trends in vegetation dynamics in the African Sahel and their relationship to climate. Global Environmental Change 15, 394–404. https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2005.08.004

Herrmann, S.M., Hutchinson, C.F., 2005. The changing contexts of the desertification debate. Journal of Arid Environments 63, 538–555. https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.03.003

Heumann, B.W., Seaquist, J.W., Eklundh, L., Jönsson, P., 2007. AVHRR derived phenological change in the Sahel and Soudan, Africa, 1982 – 2005. Remote Sensing of Environment 108, 385–392. https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.11.025

Hoscilo, A., Balzter, H., Bartholomé, E., Boschetti, M., Brivio, P.A., Brink, A., Clerici, M., Pekel, J.F., 2014. A conceptual model for assessing rainfall and vegetation trends in sub-Saharan Africa from satellite data. International Journal of Climatology 11. https://doi.org/10.1002/joc.4231

Huang, J., Gómez-Dans, J.L., Huang, H., Ma, H., Wu, Q., Lewis, P.E., Liang, S., Chen, Z., Xue, J.H., Wu, Y., Zhao, F., Wang, J., Xie, X., 2019. Assimilation of remote sensing into crop growth models: Current status and perspectives. Agricultural and Forest Meteorology 276–277. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.06.008

Huang, K., Brandt, M., Hiernaux, P., Tucker, C.J., Rasmussen, L.V., Reiner, F., Li, S., Kariryaa, A., Mugabowindekwe, M., Small, J., Sino, S., Fensholt, R., 2024. Mapping every adult baobab (Adansonia digitata L.) across the Sahel to uncover the co-existence with rural livelihoods. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3243009/v1

Huber, S., Fensholt, R., Rasmussen, K., 2011. Water availability as the driver of vegetation dyamics in the African Sahel from 1982 to 2007. Global and Planetary Change 76, 186–195.

I

Ienco, D., Gbodjo, Y.J.E., Gaetano, R., Interdonato, R., 2020. Weakly Supervised Learning for Land Cover Mapping of Satellite Image Time Series via Attention-Based CNN. IEEE Access 8, 179547–179560. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3024133

Ines, A.V.M., Das, N.N., Hansen, J.W., Njoku, E.G., 2013. Assimilation of remotely sensed soil moisture and vegetation with a crop simulation model for maize yield prediction. Remote Sensing of Environment 138, 149–164. https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.07.018

IPBES, 2018. Summary for policymakers of the regional assessment report on biodiversity and ecosystem services for Africa of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services. IPBES, Bonn, Germany.

J

Jahel, C., Baron, C., Vall, E., Karambiri, M., Castets, M., Coulibaly, K., Bégué, A., Lo Seen, D., 2016. Spatial modelling of agro-ecosystem dynamics across scales: A case in the cotton region of West-Burkina Faso. Agricultural Systems. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2016.05.016

Jetz, W., McGeoch, M.A., Guralnick, R., Ferrier, S., Beck, J., Costello, M.J., Fernandez, M., Geller, G.N., Keil, P., Merow, C., Meyer, C., Muller-Karger, F.E., Pereira, H.M., Regan,

E.C., Schmeller, D.S., Turak, E., 2019. Essential biodiversity variables for mapping and monitoring species populations. Nat Ecol Evol 3, 539–551. https://doi.org/10.1038/s41559-019-0826-1

Jiang, H., Hu, H., Zhong, R., Xu, Jinfan, Xu, Jialu, Huang, J., Wang, S., Ying, Y., Lin, T., 2019. A deep learning approach to conflating heterogeneous geospatial data for corn yield estimation: A case study of the US Corn Belt at the county level. Global Change Biology gcb.14885. https://doi.org/10.1111/gcb.14885

Jin, X., Kumar, L., Li, Z., Feng, H., Xu, X., Yang, G., Wang, J., 2018. A review of data assimilation of remote sensing and crop models. European Journal of Agronomy 92, 141–152. https://doi.org/10.1016/J.EJA.2017.11.002

Jin, Z., Azzari, G., Burke, M., Aston, S., Lobell, D., 2017a. Mapping Smallholder Yield Heterogeneity at Multiple Scales in Eastern Africa. Remote Sensing 9, 931. https://doi.org/10.3390/rs9090931

Jin, Z., Azzari, G., Lobell, D.B., 2017b. Improving the accuracy of satellite-based high-resolution yield estimation: A test of multiple scalable approaches. Agricultural and Forest Meteorology 247, 207–220. https://doi.org/10.1016/J.AGRFORMET.2017.08.001

Jin, Z., Azzari, G., You, C., Di Tommaso, S., Aston, S., Burke, M., Lobell, D.B., 2019. Smallholder maize area and yield mapping at national scales with Google Earth Engine. Remote Sensing of Environment 228, 115–128. https://doi.org/10.1016/J.RSE.2019.04.016

Johnson, M.D., Hsieh, W.W., Cannon, A.J., Davidson, A., Bédard, F., 2016. Crop yield forecasting on the Canadian Prairies by remotely sensed vegetation indices and machine learning methods. Agricultural and Forest Meteorology 218–219, 74–84. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.11.003

Jolivot, A., Lebourgeois, V., Leroux, L., Ameline, M., Andriamanga, V., Bellón, B., Castets, M., Crespin-Boucaud, A., Defourny, P., Diaz, S., Dieye, M., Dupuy, S., Ferraz, R., Gaetano, R., Gely, M., Jahel, C., Lelong, C., Le Maire, G., Lo Seen, D., Muthoni, M., Ndao, B., Newby, T., Melo de Oliveira Santos, C.L., Rasoamalala, E., Simoes, M., Tiaw, I., Timmermans, A., Tran, A., Bégué, A., 2021. Harmonized in situ JECAM datasets for agricultural land use mapping and monitoring in tropical countries. Earth System Science Data 13, 5951–5967. https://doi.org/10.5194/essd-13-5951-2021

Jourdain, D., Lairez, J., Affholder, F., 2022. Identify Lao farmers' goals and their ranking using BEST–WORST scaling experiment and scale-adjusted latent class models. Multi Criteria Decision Anal 29, 402–415. https://doi.org/10.1002/mcda.1785

K

Kang, Y., Özdoğan, M., 2019. Field-level crop yield mapping with Landsat using a hierarchical data assimilation approach. Remote Sensing of Environment 228, 144–163. https://doi.org/10.1016/J.RSE.2019.04.005

Karlson, M., Ostwald, M., Reese, H., Bazié, H.R., Tankoano, B., 2016. Assessing the potential of multi-seasonal WorldView-2 imagery for mapping West African agroforestry tree species. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 50, 80–88. https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.03.004

Kehoe, L., Romero-Muñoz, A., Polaina, E., Estes, L., Kreft, H., Kuemmerle, T., 2017. Biodiversity at risk under future cropland expansion and intensification. Nat Ecol Evol 1, 1129–1135. https://doi.org/10.1038/s41559-017-0234-3

Kho, R.M., Yacouba, B., Yayé, M., Katkoré, B., Moussa, A., Iktam, A., Mayaki, A., 2001. Separating the effects of trees on crops: the case of Faidherbia albida and millet in Niger. Agroforestry Systems 52, 219–238. https://doi.org/10.1023/A:1011820412140

Kindt, R., Coe, R., 2005. Tree diversity analysis. A manual and software for common statistical methods for ecological and biodiversity studies.

Kockelkoren, R., Bermudez-Urdaneta, M., Restrepo Calle, S., 2023. Participatory mapping of local stakeholders' perceptions of nature's contributions to people in an intensified agricultural area in the Colombian Andes. Ecosystems and People 19, 2279584. https://doi.org/10.1080/26395916.2023.2279584

Kross, A., Seaquist, J.W., Roulet, N.T., Fernandes, R., Sonnentag, O., 2013. Estimating carbon dioxide exchange rates at contrasting northern peatlands using MODIS satellite data. Remote Sensing of Environment 137, 234–243. https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.06.014

Krsnik, G., Busquets Olivé, E., Piqué Nicolau, M., Larrañaga, A., Terés, J.Á., Garcia-Gonzalo, J., González Olabarria, J.R., 2024. Spatial multi-criteria analysis for prioritising forest management zones to prevent large forest fires in Catalonia (NE Spain). Environmental Challenges 15, 100959. https://doi.org/10.1016/j.envc.2024.100959

Kussul, N., Lavreniuk, M., Skakun, S., Shelestov, A., 2017. Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 14, 778–782. https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2681128

Kuyah, S., Öborn, I., Jonsson, M., Dahlin, A.S., Barrios, E., Muthuri, C., Malmer, A., Nyaga, J., Magaju, C., Namirembe, S., Nyberg, Y., Sinclair, F.L., 2016. Trees in agricultural landscapes enhance provision of ecosystem services in Sub-Saharan Africa. International Journal of Biodiversity Science, Ecosystem Services & Management 12, 255–273. https://doi.org/10.1080/21513732.2016.1214178

Kuyah, S., Whitney, C.W., Jonsson, M., Sileshi, G.W., Öborn, I., Muthuri, C.W., Luedeling, E., 2019. Agroforestry delivers a win-win solution for ecosystem services in sub-Saharan Africa. A meta-analysis. Agronomy for Sustainable Development 39, 47. https://doi.org/10.1007/s13593-019-0589-8

L

Lairez, J., Jourdain, D., Lopez-Ridaura, S., Syfongxay, C., Affholder, F., 2023. Multicriteria assessment of alternative cropping systems at farm level. A case with maize on family farms of South East Asia. Agricultural Systems 212, 103777. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2023.103777

Lairez, J., Lopez-Ridaura, S., Jourdain, D., Falconnier, G.N., Lienhard, P., Striffler, B., Syfongxay, C., Affholder, F., 2020. Context matters: Agronomic field monitoring and participatory research to identify criteria of farming system sustainability in South-East Asia. Agricultural Systems 182, 102830. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.102830

Lambert, M.-J., Traoré, P.S., Blaes, X., Baret, P., Defourny, P., 2018. Estimating smallholder crops production at village level from Sentinel-2 time series in Mali's cotton belt. Remote Sensing of Environment 216. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.06.036

Lambert, M.J., Waldner, F., Defourny, P., 2016. Cropland Mapping over Sahelian and Sudanian Agrosystems : A Knowledge-Based Approach Using PROBA-V Time Series at 100-m. Remote Sensing 8, 1–23. https://doi.org/10.3390/rs8030232

Latham, J., Cumani, R., Rosati, I., Bloise, M., 2014. FAO Global Land Cover (GLC-SHARE) Beta-Release 1.0 Database. FAO - GLC SHARE.

Launay, M., Guerif, M., 2005. Assimilating remote sensing data into a crop model to improve predictive performance for spatial applications. Agriculture, Ecosystems and Environment 111, 321–339. https://doi.org/10.1016/j.agee.2005.06.005

Le Barbé, L., Lebel, T., 1997. Rainfall climatology of the HAPEX-Sahel region during the years 1950-1990. Journal of Hydrology 188–189, 43–73.

Lebel, T., Ali, A., 2009. Recent trends in the Central and Western Sahel rainfall regime (1990–2007). Journal of Hydrology 375, 52–64.

https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.11.030

Leisher, C., Robinson, N., Brown, M., Kujirakwinja, D., Schmitz, M.C., Wieland, M., Wilkie, D., 2022. Ranking the direct threats to biodiversity in sub-Saharan Africa. Biodivers Conserv 31, 1329–1343. https://doi.org/10.1007/s10531-022-02394-w

Lelong, C.C.D., Tshingomba, U.K., Soti, V., 2020. Assessing Worldview-3 multispectral imaging abilities to map the tree diversity in semi-arid parklands. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 93, 102211. https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102211

Leroux, L., Baron, C., Zoungrana, B., Traoré, S.B., Lo Seen, D., Bégué, A., 2016. Crop Monitoring Using Vegetation And Thermal Indices For Yield Estimates: Case Study Of A Rainfed Cereal In Semi-Arid West Africa. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 9, 347–362. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2501343

Leroux, L., Bégué, A., Lo Seen, D., Jolivot, A., Kayitakire, F., 2017. Driving forces of recent vegetation changes in the Sahel: Lessons learned from regional and local level analyses. Remote Sensing of Environment 191, 38–54. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.01.014

Leroux, L., Castets, M., Baron, C., Escorihuela, M.J., Lo Seen, D., Bégué, A., 2019. Maize yield estimation in West Africa from crop processes-induced combination of multi-domain remote sensing indices. European Journal of Agronomy 108, 11–26.

Leroux, L., Clermont-Dauphin, C., Ndienor, M., Jourdan, C., Roupsard, O., Seghieri, J., 2022a. A spatialized assessment of ecosystem service relationships in a multifunctional agroforestry landscape of Senegal. Science of The Total Environment 853, 158707. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.158707

Leroux, L., Diack, I., Diene, S.M., Férêt, J.B., le Maire, G., Diouf, A.A., Audebert, A., Roupsard, O., In prep. Analysis of millet LAI variability using Sentinel-2 time series in an agroforestry parkland of Senegal. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing.

Leroux, L., Falconnier, G.N., Diouf, A.A., Ndao, B., Gbodjo, J.E., Tall, L., Balde, A.A., Clermont-Dauphin, C., Affholder, F., Bégué, A., Roupsard, O., 2020. Using remote sensing to assess the effect of trees on millet yield in complex parklands of Central Senegal. Agricultural Systems 184, 1–13. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.102918

Leroux, L., Faye, N.F., Jahel, C., Falconnier, G.N., Diouf, A.A., Ndao, B., Tiaw, I., Senghor, Y., Kanfany, G., Balde, A., Dieye, M., Sirdey, N., Alobo Loison, S., Corbeels, M., Baudron, F., Bouquet, E., 2022b. Exploring the agricultural landscape diversity-food security nexus: an analysis in two contrasted parklands of Central Senegal. Agricultural Systems 196, 103312. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2021.103312

Leroux, L., Jolivot, A., Bégué, A., Lo Seen, D., Zoungrana, B., 2014. How Reliable is the MODIS Land Cover Product for Crop Mapping Sub-Saharan Agricultural Landscapes? Remote Sensing 6, 8541–8564. https://doi.org/10.3390/rs60x000x

Leroux, L., Ndeye Faye, F., Jahel, C., Falconnier, G.N., Diouf, A.A., Ndao, B., Tiaw, I., Senghor, Y., Kanfany, G., Balde, A.B., Dieye, M., Sirdey, N., Alobo Loison, S., Baudron, F., Bouquet, E., 2021. Exploring the agricultural landscape diversity-food security nexus: An analysis in two contrasted parklands of Central Senegal. Agricultural Systems In press.

Linker, R., Ioslovich, I., 2017. Assimilation of canopy cover and biomass measurements in the crop model AquaCrop. Biosystems Engineering 162, 57–66. https://doi.org/10.1016/J.BIOSYSTEMSENG.2017.08.003

Lo, A., Diouf, A.A., Diedhiou, I., Bassene, C.E.D., Leroux, L., Tagesson, T., Fensholt, R., Hiernaux, P., Mottet, A., Taugourdeau, S., Ngom, D., Touré, I., Ndao, B., Sarr, M.S.,

2022. Dry season forage assessment across Senegalese rangelands using Earth observation data. Frontiers in Environmental Science 10.3389/fe, 931299. https://doi.org/10.3389/fenvs.2022.931299

Lo, A., Diouf, A.A., Leroux, L., Diedhiou, I., 2023. Assessment of Herbaceous Forage Quality in Senegalese Rangelands Using Remote Sensing and Near Infrared Spectroscopy Data. Presented at the IALE : Transboundary Resource Management, Climate Change and Environmental Resilience, Nairobi, Kenya, p. 395.

Lo, A., Diouf, A.A., Leroux, L., Tagesson, T., Fensholt, R., Mottet, A., Bonnal, L., Diedhiou, I., 2024. Remote sensing-based assessment of dry-season forage quality for improved rangeland management in Sahelian ecosystems. Rangeland Ecology & Management In Press. https://doi.org/10.1016/j.rama.2024.05.009

Lobell, D., Asner, G.P., Ortiz-Monasterio, J.I., Benning, T.L., 2003. Remote sensing of regional crop production in the Yaqui Valley, Mexico: estimates and uncertainties. Agriculture, Ecosystems and Environment 94, 205–220. https://doi.org/10.1016/S0167-8809(02)00021-X

Lobell, D.B., Azzari, G., 2017. Satellite detection of rising maize yield heterogeneity in the U.S. Midwest. Environmental Research Letters 12, 014014. https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa5371

Lobell, D.B., Azzari, G., Burke, M., Gourlay, S., Jin, Z., Kilic, T., Murray, S., 2019a. Eyes in the Sky, Boots on the Ground: Assessing Satellite- and Ground-Based Approaches to Crop Yield Measurement and Analysis. American Journal of Agricultural Economics 10.1093/ajae/aaz051. https://doi.org/10.1093/ajae/aaz051

Lobell, D.B., Di Tommaso, S., You, C., Yacoubou Djima, I., Burke, M., Kilic, T., 2019b. Sight for Sorghums: Comparisons of Satellite- and Ground-Based Sorghum Yield Estimates in Mali. Remote Sensing 12, 100. https://doi.org/10.3390/rs12010100

Loison, R., Audebert, A., Debaeke, P., Hoogenboom, G., Leroux, L., Oumarou, P., Gérardeaux, E., 2017. Designing cotton ideotypes for the future: Reducing risk of crop failure for low input rainfed conditions in Northern Cameroon. European Journal of Agronomy 90, 162–173. http://dx.doi.org/10.1016/j.eja.2017.08.003

Longato, D., Gaglio, M., Boschetti, M., Gissi, E., 2019. Bioenergy and ecosystem services trade-offs and synergies in marginal agricultural lands: A remote-sensing-based assessment method. Journal of Cleaner Production 237, 117672. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.117672

Louppe, D., N'Dour, B., Samba, S.A.N., 1996. Influence de Faidherbia albida sur l'arachide et le mil au Sénégal, in: Les Parcs à Faidherbia" (Acacia Albida Parklands), Cahiers Scientifiques Du Cirad-Forêt N°12. CIRAD, Montpellier, France, pp. 123–139.

Lowder, S.K., Sánchez, M.V., Bertini, R., 2021. Which farms feed the world and has farmland become more concentrated? World Development 142, 105455. https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2021.105455

Lu, T., Brandt, M., Tong, X., Hiernaux, P., Leroux, L., Ndao, B., Fensholt, R., 2022. Mapping the Abundance of Multipurpose Agroforestry Faidherbia albida Trees in Senegal. Remote Sensing 14, 662.

Luedeling, E., Smethurst, P.J., Baudron, F., Bayala, J., Huth, N.I., van Noordwijk, M., Ong, C.K., Mulia, R., Lusiana, B., Muthuri, C., Sinclair, F.L., 2016. Field-scale modeling of tree–crop interactions: Challenges and development needs. Agricultural Systems 142, 51–69. https://doi.org/10.1016/J.AGSY.2015.11.005

Lungu, O.N., Chabala, L.M., Shepande, C., 2020. Satellite-Based Crop Monitoring and Yield Estimation—A Review. JAS 13, 180. https://doi.org/10.5539/jas.v13n1p180

Luo, Y., Zhang, Z., Cao, J., Zhang, L., Zhang, J., Han, J., Zhuang, H., Cheng, F., Tao, F., 2022.

Accurately mapping global wheat production system using deep learning algorithms. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 110, 102823. https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102823

Lykke, A.M., Kristensen, M.K., Ganaba, S., 2004. Valuation of local use and dynamics of 56 woody species in the Sahel. Biodiversity and Conservation 13, 1961–1990. https://doi.org/10.1023/B:BIOC.0000035876.39587.1a

M

Mahlalela, L.S., Jourdain, D., Mungatana, E.D., Lundhede, T.H., 2022. Diverse stakeholder perspectives and ecosystem services ranking: Application of the Q-methodology to Hawane Dam and Nature Reserve in Eswatini. Ecological Economics 197, 107439. https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2022.107439

Maselli, F., Romanelli, S., Bottai, L., Maracchi, G., 2000. Processing of GAC NDVI data for yield forecasting in the Sahelian region. International Journal of Remote Sensing 21, 3509–3523. https://doi.org/10.1080/014311600750037525

Maskell, G., Chemura, A., Nguyen, H., Gornott, C., Mondal, P., 2021. Integration of Sentinel optical and radar data for mapping smallholder coffee production systems in Vietnam. Remote Sensing of Environment 266, 112709. https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112709

Mbow, C., Van Noordwijk, M., Luedeling, E., Nuefeldt, P., Minang, P.A., Kowero, G., 2014. Agroforestry solutions to address food security and climate change challenges in Africa. Current Opinion in Environmental Sustainability 6, 61–67. https://doi.org/10.1016/j.cosust.2013.10.014

Mbow, Cheikh, Van Noordwijk, M., Prabhu, R., Simons, T., 2014. Knowledge gaps and research needs concerning agroforestry's contribution to Sustainable Development Goals in Africa. Current Opinion in Environmental Sustainability 6, 162–170. https://doi.org/10.1016/j.cosust.2013.11.030

McDonald, R.B., Bauer, M.E., Landgrebe, D.A., Allen, R.D., Clifton, J.W., Erickson, J.D., 1973. Results of the 1971 Corn Blight Watch experiment. Presented at the International Symposium on Remote Sensing of Environment, Ann Arbor, Michigan, USA.

Meroni, M., Waldner, F., Seguini, L., Kerdiles, H., Rembold, F., 2021. Yield forecasting with machine learning and small data: What gains for grains? Agricultural and Forest Meteorology 308–309, 108555. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2021.108555

Millennium Ecosystem Assessment, 2005. Ecosystems and Human Well-being: Synthesis, Island Pre. ed. Washington DC.

Miller, D.C., Muñoz-Mora, J.C., Christiaensen, L., 2017. Prevalence, economic contribution, and determinants of trees on farms across Sub-Saharan Africa. Forest Policy and Economics 84, 47–61. https://doi.org/10.1016/J.FORPOL.2016.12.005

Miller, D.C., Ordoñez, P.J., Brown, S.E., Forrest, S., Nava, N.J., Hughes, K., Baylis, K., 2020. The impacts of agroforestry on agricultural productivity, ecosystem services, and human well-being in low-and middle-income countries: An evidence and gap map. Campbell Systematic Reviews 16, e1066. https://doi.org/10.1002/cl2.1066

Mindigoyi, C.A., 2017. INTEGRATION DES RENDEMENTS CEREALIERS ESTIMES PAR TELEDETECTION A BASSE RESOLUTION SPATIALE ET MODELISATION SPATIALISEE DANS UN SYSTEME D'ALERTE PRECOCE POUR LA SECURITE ALIMENTAIRE EN AFRIQUE SUBSAHARIENNE. AgroParisTech, Montpellier, France.

Mkhabela, M.S., Mkhabela, M.S., Mashinini, N.N., 2005. Early maize yield forecasting in the four agro-ecological regions of Swaziland using NDVI data derived from NOAA's-AVHRR. Agricultural and Forest Meteorology 129, 1–9.

https://doi.org/10.1016/J.AGRFORMET.2004.12.006

Montfort, F., Bégué, A., Leroux, L., Blanc, L., Gond, V., Cambule, A., Remane, I., Grinand, C., 2021. From land productivity trends to land degradation assessment in Mozambique: Effects of climate, human activities and stakeholder definitions. Land Degradation & Development 32, 49–65. https://doi.org/10.1002/ldr.3704

Morel, J., Todoroff, P., Bégué, A., Bury, A., Martiné, J.F., Petit, M., 2014. Toward a Satellite-Based System of Sugarcane Yield Estimation and Forecasting in Smallholder Farming Conditions: A Case Study on Reunion Island. Remote Sensing 6, 6620–6635. https://doi.org/10.3390/rs6076620

Moriondo, M., Maselli, F., Bindi, M., 2007. A simple model of regional wheat yield based on NDVI data. European Journal of Agronomy 26, 266–274. https://doi.org/10.1016/j.eja.2006.10.007

Mouchet, M.A., Lamarque, P., Martín-López, B., Crouzat, E., Gos, P., Byczek, C., Lavorel, S., 2014. An interdisciplinary methodological guide for quantifying associations between ecosystem services. Global Environmental Change 28, 298–308. https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2014.07.012

Moulin, S., Bondeau, A., Delecolle, R., 1998. Combining agricultural crop models and satellite observations: From field to regional scales. International Journal of Remote Sensing 19, 1021–1036. https://doi.org/10.1080/014311698215586

Mueller, N.D., Gerber, J.S., Johnston, M., Ray, D.K., Ramankutty, N., Foley, J.A., 2012. Closing yield gaps through nutrient and water management. Nature 490, 254–7. https://doi.org/10.1038/nature11420

Mugabowindekwe, M., Brandt, M., Chave, J., Reiner, F., Skole, D.L., Kariryaa, A., Igel, C., Hiernaux, P., Ciais, P., Mertz, O., Tong, X., Li, S., Rwanyiziri, G., Dushimiyimana, T., Ndoli, A., Uwizeyimana, V., Lillesø, J.-P.B., Gieseke, F., Tucker, C.J., Saatchi, S., Fensholt, R., 2023. Nation-wide mapping of tree-level aboveground carbon stocks in Rwanda. Nature Climate Change 13, 91–97. https://doi.org/10.1038/s41558-022-01544-w

N

Nahuelhual, L., Vergara, X., Bozzeda, F., Campos, G., Subida, M.D., Outeiro, L., Villasante, S., Fernández, M., 2020. Exploring gaps in mapping marine ecosystem services: A benchmark analysis. Ocean & Coastal Management 192, 105193. https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2020.105193

Nair, P., 1993. An introduction to agroforestry, Springer S. ed. Dordrecht, The Netherlands.

Nakalembe, C., Becker-Reshef, I., Bonifacio, R., Hu, G., Humber, M.L., Justice, C.J., Keniston, J., Mwangi, K., Rembold, F., Shukla, S., Urbano, F., Whitcraft, A.K., Li, Y., Zappacosta, M., Jarvis, I., Sanchez, A., 2021. A review of satellite-based global agricultural monitoring systems available for Africa. Global Food Security 29, 100543. https://doi.org/10.1016/j.gfs.2021.100543

Nakalembe, C., Kerner, H., 2023. Considerations for AI-EO for agriculture in Sub-Saharan Africa. Environ. Res. Lett. 18, 041002. https://doi.org/10.1088/1748-9326/acc476

Ndao, B., 2022a. Utilisation de la télédétection et de la modélisation pour la caractérisation de la diversité du paysage et l'évaluation de son effet sur les rendements des cultures : Un cas d'étude sur les systèmes agroforestiers du bassin arachidier au Sénégal. Cheikh Anta Diop de Dakar.

Ndao, B., 2022b. Utilisation de la télédétection et de la modélisation pour la caractérisation de la diversité du paysage et l'évaluation de son effet sur les rendements des cultures : Un cas d'étude sur les systèmes agroforestiers du bassin arachidier au Sénégal. Université Cheikh Anta Diop de Dakar.

Ndao, B., Leroux, L., Diouf, A.A., 2021a. Tree species inventory in the Faidherbia albida parkland of Senegal. https://doi.org/10.18167/DVN1/OAYDV3

Ndao, B., Leroux, L., Gaetano, R., Diouf, A.A., Soti, V., Mbow, C., Bégué, A., Sambou, B., 2021b. Landscape heterogeneity analysis using geospatial techniques and a priori knowledge in Sahelian agroforestry systems of Senegal. Ecological Indicators 125, 107481. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107481

Ndao, B., Leroux, L., Hema, A., Diouf, A.A., Bégué, A., Sambou, B., 2022. Tree species diversity mapping using species distribution models: A Faidherbia albida parkland case study in Senegal. Ecological Indicators 144, 109443. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109443

Nicholson, S.A., 2005. On the question of the '" recovery "' of the rains in the West African Sahel 63, 615–641. https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.03.004

Nicholson, S.E., Tucker, C.J., Ba, M.B., 1998. Desertification, Drought, and Surface Vegetation : An Example from the West African Sahel. Bulletin of the American Meteorological Society 79, 815–829.

Nungi-Pambu, M., Lo, A., Fassinou, C., Tageson, T., Fensholt, R., Diouf, A.A., Menassol, J.B., Assouma, M.H., Toure, I., Taugourdeau, S., 2024. A framework for national-scale predictions of forage dry mass in Senegal: UAVs as an intermediate step between field measurements and Sentinel-2 images. International Journal of Remote Sensing 45, 4199–4218. https://doi.org/10.1080/01431161.2023.2290992

Olsson, L., Eklundh, L., Ardo, J., 2005. A recent greening of the Sahel — trends, patterns and potential causes. Journal of Arid Environments 63, 556–566. https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.03.008

Önden, İ., Eldemir, F., Acar, A.Z., Çancı, M., 2023. A spatial multi-criteria decision-making model for planning new logistic centers in metropolitan areas. Supply Chain Analytics 1, 100002. https://doi.org/10.1016/j.sca.2023.100002

Otieno, M., Sidhu, C.S., Woodcock, B.A., Wilby, A., Vogiatzakis, I.N., Mauchline, A.L., Gikungu, M.W., Potts, S.G., 2015. Local and landscape effects on bee functional guilds in pigeon pea crops in Kenya. Journal of Insect Conservation 19, 647–658. https://doi.org/10.1007/s10841-015-9788-z

Pacetti, T., Cioli, S., Castelli, G., Bresci, E., Pampaloni, M., Pileggi, T., Caporali, E., 2022. Planning Nature Based Solutions against urban pluvial flooding in heritage cities: A spatial multi criteria approach for the city of Florence (Italy). Journal of Hydrology: Regional Studies 41, 101081. https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2022.101081

Paliyam, M., Nakalembe, C., Liu, K., Nyiawung, R., Kerner, H.R., 2021. Street2Sat: A Machine Learning Pipeline for Generating Ground-truth Geo-referenced Labeled Datasets from Street-Level Images, in: ICML 2021 Workshop on Tackling Climate Change with Machine Learning.

Pan, Y., Wang, X., Zhang, L., Zhong, Y., 2023. E2EVAP: End-to-end vectorization of smallholder agricultural parcel boundaries from high-resolution remote sensing imagery. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 203, 246–264. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2023.08.001

Parkes, B., Defrance, D., Sultan, B., Ciais, P., Wang, X., 2018. Projected changes in crop yield mean and variability over West Africa in a world 1.5 K warmer than the pre-industrial era. Earth Syst. Dynam 95194, 119–134. https://doi.org/10.5194/esd-9-119-2018

Paula, A., Figueiredo, A., Pulido, F., Castro, P., 2023. Could spaceborne multispectral data be used as SMART proxies' indicators for agroforestry ecosystem services? – A systematic review. Ecological Indicators 156, 111162.

https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111162

Pélissier, P., 1996. Les paysans du Sénégal : les civilisations agraires du Cayor à la Casamance, Revue Géographique de l'Est.

Pelletier, C., Webb, G., Petitjean, F., 2019. Temporal Convolutional Neural Network for the Classification of Satellite Image Time Series. Remote Sensing 11, 523. https://doi.org/10.3390/rs11050523

Peltier, R., 1996. Les Parcs à Faidherbia" (Acacia albida Parklands), Cahiers scientifiques du Cirad-Forêt n°12. CIRAD, Montpellier, France.

Peng, Y., Qiu, B., Tang, Z., Xu, W., Yang, P., Wu, W., Chen, X., Zhu, X., Zhu, P., Zhang, X., Wang, X., Zhang, C., Wang, L., Li, M., Liang, J., Huang, Y., Cheng, F., Chen, J., Wu, F., Jian, Z., Li, Z., 2024. Where is tea grown in the world: A robust mapping framework for agroforestry crop with knowledge graph and sentinels images. Remote Sensing of Environment 303, 114016. https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114016

Pethiyagoda, N.A., Ogier, E.M., Hatton MacDonald, D., 2024. Measuring stakeholder preferences for ecosystem services interacting with salmon aquaculture in Tasmania under expansion: Application of Q methodology. Marine Policy 162, 106053. https://doi.org/10.1016/j.marpol.2024.106053

Pettorelli, N., Owen, H.J.F., Duncan, C., 2016. How do we want Satellite Remote Sensing to support biodiversity conservation globally? Methods in Ecology and Evolution 7, 656–665. https://doi.org/10.1111/2041-210X.12545

Pettorelli, Nathalie, Wegmann, M., Skidmore, A., Mücher, S., Dawson, T.P., Fernandez, M., Lucas, R., Schaepman, M.E., Wang, T., O'Connor, B., Jongman, R.H.G., Kempeneers, P., Sonnenschein, R., Leidner, A.K., Böhm, M., He, K.S., Nagendra, H., Dubois, G., Fatoyinbo, T., Hansen, M.C., Paganini, M., De Klerk, H.M., Asner, G.P., Kerr, J.T., Estes, A.B., Schmeller, D.S., Heiden, U., Rocchini, D., Pereira, H.M., Turak, E., Fernandez, N., Lausch, A., Cho, M.A., Alcaraz-Segura, D., McGeoch, M.A., Turner, W., Mueller, A., St-Louis, V., Penner, J., Vihervaara, P., Belward, A., Reyers, B., Geller, G.N., 2016. Framing the concept of satellite remote sensing essential biodiversity variables: challenges and future directions. Remote Sens Ecol Conserv 2, 122–131. https://doi.org/10.1002/rse2.15

Pielou, E.C., 1966. The measurement of diversity in different types of biological collections. Journal of Theoretical Biology 13, 131–144. https://doi.org/10.1016/0022-5193(66)90013-0

Pilling, D., Bélanger, J., Hoffmann, I., 2020. Declining biodiversity for food and agriculture needs urgent global action. Nature Food 1–4. https://doi.org/10.1038/s43016-020-0040-y

Porciello, J., Coggins, S., Mabaya, E., Otunba-Payne, G., 2022. Digital agriculture services in low- and middle-income countries: A systematic scoping review. Global Food Security 34, 100640. https://doi.org/10.1016/j.gfs.2022.100640

Potapov, P., Turubanova, S., Hansen, M.C., Tyukavina, A., Zalles, V., Khan, A., Song, X.-P., Pickens, A., Shen, Q., Cortez, J., 2022. Global maps of cropland extent and change show accelerated cropland expansion in the twenty-first century. Nature Food 3, 19–28. https://doi.org/10.1038/s43016-021-00429-z

R

Ranaivoson, L., Falconnier, G.N., Affholder, F., Autfray, P., Muller, B., Leroux, L., Auzoux, S., Ripoche, A., 2022. Can green manure contribute to sustainable intensification of rainfed rice production in Madagascar? Field Crops Research 289, 108711. https://doi.org/10.1016/j.fcr.2022.108711

Rasmussen, M.S., 1997. Operational yield forecast using AVHRR NDVI data: Reduction of environmental and inter-annual variability. International Journal of Remote Sensing

18, 1059–1077. https://doi.org/10.1080/014311697218575

Rasmussen, M.S., 1992. Assessment of millet yields and production in northern Burkina Faso using integrated NDVI from the AVHRR. International Journal of Remote Sensing 13, 3431–3442. https://doi.org/10.1080/01431169208904132

Reed, J., Van Vianen, J., Deakin, E.L., Barlow, J., Sunderland, T., 2016. Integrated landscape approaches to managing social and environmental issues in the tropics: learning from the past to guide the future. Global Change Biology 22, 2540–2554. https://doi.org/10.1111/gcb.13284

Reed, J., Vianen van, J., Foli, S., Clendenning, J., Yang, K., MacDonald, M., Petrokofsky, G., Padoch, C., Sunderland, T., 2017. Trees for life: The ecosystem service contribution of trees to food production and livelihoods in the tropics. Forest Policy and Economics 84, 62–71.

Reiner, F., Brandt, M., Tong, X., Skole, D., Kariryaa, A., Ciais, P., Davies, A., Hiernaux, P., Chave, J., Mugabowindekwe, M., Igel, C., Oehmcke, S., Gieseke, F., Li, S., Liu, S., Saatchi, S., Boucher, P., Singh, J., Taugourdeau, S., Dendoncker, M., Song, X.-P., Mertz, O., Tucker, C.J., Fensholt, R., 2023. More than one quarter of Africa's tree cover is found outside areas previously classified as forest. Nature Communications 14, 2258. https://doi.org/10.1038/s41467-023-37880-4

Reith, E., Gosling, E., Knoke, T., Paul, C., 2022. Exploring trade-offs in agro-ecological landscapes: Using a multi-objective land-use allocation model to support agroforestry research. Basic and Applied Ecology 64, 103–119. https://doi.org/10.1016/j.baae.2022.08.002

Rembold, F., Atzberger, C., Savin, I., Rojas, O., 2013. Using Low Resolution Satellite Imagery for Yield Prediction and Yield Anomaly Detection. Remote Sensing 5, 1704–1733. https://doi.org/10.3390/rs5041704

Rényi, A., 1961. On Measures of Entropy and Information, in: Fourth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability: Vol. 1: Contrib. Berkley, pp. 547–561.

Ricciardi, V., Ramankutty, N., Mehrabi, Z., Jarvis, L., Chookolingo, B., 2018. How much of the world's food do smallholders produce? Global Food Security 17, 64–72. https://doi.org/10.1016/J.GFS.2018.05.002

Riihimäki, H., Luoto, M., Heiskanen, J., 2019. Estimating fractional cover of tundra vegetation at multiple scales using unmanned aerial systems and optical satellite data. Remote Sensing of Environment 224, 119–132. https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.030

Rojas, O., 2007. Operational maize yield model development and validation based on remote sensing and agro-meteorological data in Kenya. International Journal of Remote Sensing 28, 3775–3793. https://doi.org/10.1080/01431160601075608

Romanazzi, G.R., Koto, R., De Boni, A., Ottomano Palmisano, G., Cioffi, M., Roma, R., 2023. Cultural ecosystem services: A review of methods and tools for economic evaluation. Environmental and Sustainability Indicators 20, 100304. https://doi.org/10.1016/j.indic.2023.100304

Roupsard, O., Audebert, A., Ndour, A., Clermont-Dauphin, C., Agbohessou, Y., Sanou, J., Koala, J., Faye, E., Sambakhe, D., Jourdan, C., le Maire, G., Tall, L., Sanogp, D., Seghieri, J., Cournac, L., Leroux, L., 2020. How far does the tree affect the crop in agroforestry? New spatial analysis methods in a Faidherbia parkland. Agriculture, Ecosystems and Environment 296, 106928. https://doi.org/10.1016/j.agee.2020.106928

Roupsard, O., Ferhi, A., Granier, A., Pallo, F., Depommier, D., Mallet, B., Joly, H.I., Dreyer, E., 1999. Reverse phenology and dry-season water uptake by Faidherbia albida (Del.) A. Chev. in an agroforestry parkland of Sudanese west Africa. Functional Ecology 13, 460–472.

https://doi.org/10.1046/j.1365-2435.1999.00345.x

Rufin, P., Bey, A., Picoli, M., Meyfroidt, P., 2022. Large-area mapping of active cropland and short-term fallows in smallholder landscapes using PlanetScope data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 112, 102937. https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102937

Ruillé, M., 2020. Can remote sensing data improve millet yield estimation in central Senegal? University of Guyane, Cayenne, France.

Ryan, S.F., Adamson, N.L., Aktipis, A., Andersen, L.K., Austin, R., Barnes, L., Beasley, M.R., Bedell, K.D., Briggs, S., Chapman, B., Cooper, C.B., Corn, J.O., Creamer, N.G., Delborne, J.A., Domenico, P., Driscoll, E., Goodwin, J., Hjarding, A., Hulbert, J.M., Isard, S., Just, M.G., Kar Gupta, K., López-Uribe, M.M., O'Sullivan, J., Landis, E.A., Madden, A.A., McKenney, E.A., Nichols, L.M., Reading, B.J., Russell, S., Sengupta, N., Shapiro, L.R., Shell, L.K., Sheard, J.K., Shoemaker, D.D., Sorger, D.M., Starling, C., Thakur, S., Vatsavai, R.R., Weinstein, M., Winfrey, P., Dunn, R.R., 2018. The role of citizen science in addressing grand challenges in food and agriculture research. Proc. R. Soc. B. 285, 20181977. https://doi.org/10.1098/rspb.2018.1977

S

Sadeh, Y., Zhu, X., Dunkerley, D., Walker, J.P., Zhang, Y., Rozenstein, O., Manivasagam, V.S., Chenu, K., 2021. Fusion of Sentinel-2 and PlanetScope time-series data into daily 3 m surface reflectance and wheat LAI monitoring. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 96, 102260. https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102260

Salih, A., Hassaballa, A.A., Eltawil, M.A., 2024. Integrating spatial data and multi-criteria analysis for wind farm suitability mapping in eastern Saudi Arabia. Energy 301, 131623. https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.131623

Samasse, K., Hanan, N., Tappan, G., Diallo, Y., 2018. Assessing Cropland Area in West Africa for Agricultural Yield Analysis. Remote Sensing 10, 1–19. https://doi.org/10.3390/rs10111785

Samberg, L.H., Gerber, J.S., Ramankutty, N., Herrero, M., West, P.C., 2016. Subnational distribution of average farm size and smallholder contributions to global food production. Environmental Research Letters 11, 124010. https://doi.org/10.1088/1748-9326/11/12/124010

Sambou, A., Sambou, B., Ræbild, A., 2017. Farmers' contributions to the conservation of tree diversity in the Groundnut Basin, Senegal. Journal of Forestry Research 28, 1083–1096. https://doi.org/10.1007/s11676-017-0374-y

Sanga, U., Sidibé, A., Olabisi, L.S., 2021. Dynamic pathways of barriers and opportunities for food security and climate adaptation in Southern Mali. World Development 148, 105663. https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2021.105663

Sanou, J., Bayala, J., Teklehaimanot, Z., Bazié, P., 2012. Effect of shading by baobab (Adansonia digitata) and néré (Parkia biglobosa) on yields of millet (Pennisetum glaucum) and taro (Colocasia esculenta) in parkland systems in Burkina Faso, West Africa. Agroforestry Systems 85, 431–441. https://doi.org/10.1007/s10457-011-9405-4

Schauberger, B., Jägermeyr, J., Gornott, C., 2020. A systematic review of local to regional yield forecasting approaches and frequently used data resources. European Journal of Agronomy 120, 126153. https://doi.org/10.1016/j.eja.2020.126153

Schut, A.G.T., Traore, P.C.S., Blaes, X., de By, R.A., 2018. Assessing yield and fertilizer response in heterogeneous smallholder fields with UAVs and satellites. Field Crops Research 221, 98–107. https://doi.org/10.1016/J.FCR.2018.02.018

Seaquist, J.W., Hickler, T., Eklundh, L., Ardo, J., Heumann, B.W., 2009. Disentangling the effects of climate and people on Sahel

vegetation dynamics. Biogeosciences 6, 469–477.

See, L., 2023. Citizen Science and the Remote Sensing of Land Cover, in: Reference Module in Earth Systems and Environmental Sciences. Elsevier, p. B9780443132209000020. https://doi.org/10.1016/B978-0-443-13220-9.00002-0

See, L., Gilliams, S., Conchedda, G., Degerickx, J., Van Tricht, K., Fritz, S., Lesiv, M., Laso Bayas, J.C., Rosero, J., Tubiello, F.N., Szantoi, Z., 2023. Dynamic global-scale crop and irrigation monitoring. Nat Food 4, 736–737. https://doi.org/10.1038/s43016-023-00841-7

See, L., Schepaschenko, D., Lesiv, M., McCallum, I., Fritz, S., Comber, A., Perger, C., Schill, C., Zhao, Y., Maus, V., Siraj, M.A., Albrecht, F., Cipriani, A., Vakolyuk, M., Garcia, A., Rabia, A.H., Singha, K., Marcarini, A.A., Kattenborn, T., Hazarika, R., Schepaschenko, M., Van Der Velde, M., Kraxner, F., Obersteiner, M., 2015. Building a hybrid land cover map with crowdsourcing and geographically weighted regression. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 103, 48–56. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.06.016

Senghor, Y., Balde, A.B., Manga, A.G.B., Affholder, F., Letourmy, P., Bassene, C., Kanfany, G., Ndiaye, M., Couedel, A., Leroux, L., Falconnier, G.N., 2023. Intercropping millet with low-density cowpea improves millet productivity for low and medium N input in semi-arid Central Senegal. Heliyon 9, e17680. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e17680

Shannon, C., Weaver, W., 1949. The mathematical theory of communication, Urbana:Uni. ed.

Sida, T.S., Baudron, F., Kim, H., Giller, K.E., 2018. Climate-smart agroforestry: Faidherbia albida trees buffer wheat against climatic extremes in the Central Rift Valley of Ethiopia. Agricultural and Forest Meteorology 248, 339–347. https://doi.org/10.1016/J.AGRFORMET.2017.10.013

Sida, T.S., Baudron, F., Ndoli, A., Tirfessa, D., Giller, K.E., 2019. Should fertilizer recommendations be adapted to parkland agroforestry systems? Case studies from Ethiopia and Rwanda. Plant and Soil 1–16. https://doi.org/10.1007/s11104-019-04271-y

Sileshi, G.W., 2016. The magnitude and spatial extent of influence of Faidherbia albida trees on soil properties and primary productivity in drylands. Journal of Arid Environments 132, 1–14. https://doi.org/10.1016/J.JARIDENV.2016.03.002

Silva, J.V., Reidsma, P., Baudron, F., Jaleta, M., Tesfaye, K., van Ittersum, M.K., 2021. Wheat yield gaps across smallholder farming systems in Ethiopia. Agronomy for Sustainable Development 41, 12. https://doi.org/10.1007/s13593-020-00654-z

Simpson, E.H., 1949. Measurement of diversity. Nature 163, 688.

Sinare, H., Gordon, L.J., 2015. Ecosystem services from woody vegetation on agricultural lands in Sudano-Sahelian West Africa. Agriculture, Ecosystems and Environment 200, 186–199. https://doi.org/10.1016/j.agee.2014.11.009

Sinare, H., Gordon, L.J., Enfors Kautsky, E., 2016. Assessment of ecosystem services and benefits in village landscapes – A case study from Burkina Faso. Ecosystem Services 21, 141–152. https://doi.org/10.1016/J.ECOSER.2016.08.004

Sirami, C., Gross, N., Baillod, A.B., Bertrand, C., Carrié, R., Hass, A., Henckel, L., Miguet, P., Vuillot, C., Alignier, A., Girard, J., Batáry, P., Clough, Y., Violle, C., Giralt, D., Bota, G., Badenhausser, I., Lefebvre, G., Gauffre, B., Vialatte, A., Calatayud, F., Gil-Tena, A., Tischendorf, L., Mitchell, S., Lindsay, K., Georges, R., Hilaire, S., Recasens, J., Solé-Senan, X.O., Robleño, I., Bosch, J., Barrientos, J.A., Ricarte, A., Marcos-Garcia, M.Á., Miñano, J., Mathevet, R., Gibon, A., Baudry, J., Balent, G., Poulin, B., Burel, F.,

Tscharntke, T., Bretagnolle, V., Siriwardena, G., Ouin, A., Brotons, L., Martin, J.-L., Fahrig, L., 2019. Increasing crop heterogeneity enhances multitrophic diversity across agricultural regions. Proceedings of the National Academy of Sciences 201906419. https://doi.org/10.1073/pnas.1906419116

Skidmore, A.K., Pettorelli, N., Coops, N.C., Geller, G.N., Hansen, M., Lucas, R., Mücher, C.A., O'Connor, B., Paganini, M., Pereira, H.M., Schaepman, M.E., Turner, W., Wang, T., Wegmann, M., 2015. Environmental science: Agree on biodiversity metrics to track from space. Nature 523, 403–405. https://doi.org/10.1038/523403a

Soti, V., Lelong, C., Goebel, F.-R., Brévault, T., 2018. Designing a field sampling plan for landscape-pest ecological studies using VHR optical imagery. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 72, 26–33. https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.05.016

Soti, V., Thiaw, I., Debaly, M.Z., Sow, A., Diaw, M., Fofana, S., Diakhate, M., Thiaw, C., Brévault, T., 2019. Effect of landscape diversity and crop management on the control of the millet head miner, Heliocheilus albipunctella (Lepidoptera: Noctuidae) by natural enemies. Biological Control 129, 115–122. https://doi.org/10.1016/j.biocontrol.2018.10.006

Sow, A., Seye, D., Faye, E., Benoit, L., Galan, M., Haran, J., Brévault, T., 2020. Birds and bats contribute to natural regulation of the millet head miner in tree-crop agroforestry systems. Crop Protection 132, 105127. https://doi.org/10.1016/j.cropro.2020.105127

Sow, S., Senghor, Y., Sadio, K., Vezy, R., Roupsard, O., Affholder, F., Ndienor, M., Clermont-Dauphin, C., Gaglo, E., Ba, S., Tounkara, A., Balde, A.B., Agbossou, Y., Seghieri, J., Sall, S.N., Couedel, A., Leroux, L., Jourdan, C., Sanogo, D., Falconnier, G.N., 2024. Calibrating the STICS soil-crop model to explore the impact of agroforestry parklands on millet growth. Field Crops Research 306, 109206.

Steinke, J., Van Etten, J., Zelan, P.M., 2017. The accuracy of farmer-generated data in an agricultural citizen science methodology. Agron. Sustain. Dev. 37, 32. https://doi.org/10.1007/s13593-017-0441-y

Surowiecki, J., 2005. The wisdom of crowds, Nachdr. ed. Anchor Books, New York, NY.

T

Tedla, H.Z., Bekele, T.W., Nigussie, L., Negash, E.D., Walsh, C.L., O'Donnell, G., Haile, A.T., 2024. Threshold-based flood early warning in an urbanizing catchment through multi-source data integration: Satellite and citizen science contribution. Journal of Hydrology 635, 131076. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.131076

ten Berge, H.F.M., Hijbeek, R., van Loon, M.P., Rurinda, J., Tesfaye, K., Zingore, S., Craufurd, P., van Heerwaarden, J., Brentrup, F., Schröder, J.J., Boogaard, H.L., de Groot, H.L.E., van Ittersum, M.K., 2019. Maize crop nutrient input requirements for food security in sub-Saharan Africa. Global Food Security 23, 9–21. https://doi.org/10.1016/j.gfs.2019.02.001

Terasaki Hart, D.E., Yeo, S., Almaraz, M., Beillouin, D., Cardinael, R., Garcia, E., Kay, S., Lovell, S.T., Rosenstock, T.S., Sprenkle-Hyppolite, S., Stolle, F., Suber, M., Thapa, B., Wood, S., Cook-Patton, S.C., 2023. Priority science can accelerate agroforestry as a natural climate solution. Nature Climate Change. https://doi.org/10.1038/s41558-023-01810-5

Tewes, A., Hoffmann, H., Nolte, M., Krauss, G., Schäfer, F., Kerkhoff, C., Gaiser, T., 2020. How Do Methods Assimilating Sentinel-2-Derived LAI Combined with Two Different Sources of Soil Input Data Affect the Crop Model-Based Estimation of Wheat Biomass at Sub-Field Level? Remote Sensing 12, 925. https://doi.org/10.3390/rs12060925

Tittonell, P., Muriuki, A., Klapwijk, C.J., Shepherd, K.D., Coe, R., Vanlauwe, B., 2013. Soil heterogeneity and soil fertility gradients in smallholder farms of the east african highlands soil fertility & plant nutrition. Soil Science Society of America Journal 77, 525–538. https://doi.org/10.2136/sssaj2012.0250

Tong, X., Brandt, M., Hiernaux, P., Herrmann, S., Rasmussen, L.V., Rasmussen, K., Tian, F., Tagesson, T., Zhang, W., Fensholt, R., 2020. The forgotten land use class: Mapping of fallow fields across the Sahel using Sentinel-2. Remote Sensing of Environment 239, 111598. https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111598

Tonneau, J.P., Bégué, A., Leroux, L., Augusseau, X., Faure, J.F., Mertens, B., Pinet, C., Tomasini, L., 2019. L'information géospatiale au service de l'agriculture africaine, un investissement essentiel pour les politiques agricoles. Perspectives 51, 1–4. https://doi.org/10.19182/agritrop/00067.

Tucker, C., Brandt, M., Hiernaux, P., Kariryaa, A., Rasmussen, K., Small, J., Igel, C., Reiner, F., Melocik, K., Meyer, J., Sinno, S., Romero, E., Glennie, E., Fitts, Y., Morin, A., Pinzon, J., McClain, D., Morin, P., Porter, C., Loeffler, S., Kergoat, L., Issoufou, B.-A., Savadogo, P., Wigneron, J.-P., Poulter, B., Ciais, P., Kaufmann, R., Myneni, R., Saatchi, S., Fensholt, R., 2023. Sub-continental-scale carbon stocks of individual trees in African drylands. Nature 615, 80–86. https://doi.org/10.1038/s41586-022-05653-6

Tucker, C.J., 1979. Red and Photographic Infrared linear Combinations for Monitoring Vegetation. Remote Sensing of Environment 8, 127–150.

Tucker, C.J., Holben, B.N., Elgin, J.H., McMurtrey, J.E., 1980. Relationship of spectral data to grain yield variation. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 46, 657–666.

U

Unganai, L.S., Kogan, F.N., 1998. Drought Monitoring and Corn Yield Estimation in Southern Africa from AVHRR Data. Remote Sensing of Environment 63, 219–232. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00132-6

United Nations, 2023. The Sustainable Development Goals Report : Special edition.

United Nations, 2016. The Sustainable Development Goals Report 2016. United Nations, New-York, USA. https://dx.doi.org/10.18356/3405d09f-en

V

van Ittersum, M.K., van Bussel, L.G.J., Wolf, J., Grassini, P., van Wart, J., Guilpart, N., Claessens, L., de Groot, H., Wiebe, K., Mason-D'Croz, D., Yang, H., Boogaard, H., van Oort, P.A.J., van Loon, M.P., Saito, K., Adimo, O., Adjei-Nsiah, S., Agali, A., Bala, A., Chikowo, R., Kaizzi, K., Kouressy, M., Makoi, J.H.J.R., Ouattara, K., Tesfaye, K., Cassman, K.G., 2016. Can sub-Saharan Africa feed itself? Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America 113, 14964–14969. https://doi.org/10.1073/pnas.1610359113

Van Tricht, K., Degerickx, J., Gilliams, S., Zanaga, D., Battude, M., Grosu, A., Brombacher, J., Lesiv, M., Bayas, J.C.L., Karanam, S., Fritz, S., Becker-Reshef, I., Franch, B., Mollà-Bononad, B., Boogaard, H., Pratihast, A.K., Szantoi, Z., 2023. WorldCereal: a dynamic open-source system for global-scale, seasonal, and reproducible crop and irrigation mapping. https://doi.org/10.5194/essd-2023-184

Velasquez-Camacho, L., Merontausta, E., Etxegarai, M., de-Miguel, S., 2024. Assessing urban forest biodiversity through automatic taxonomic identification of street trees from citizen science applications and remote-sensing imagery. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 128, 103735. https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103735

Vollset, S.E., Goren, E., Yuan, C.-W., Cao, J., Smith, A.E., Hsiao, T., Bisignano, C., Azhar, G.S., Castro, E., Chalek, J., Dolgert, A.J., Frank, T.,

Fukutaki, K., Hay, S.I., Lozano, R., Mokdad, A.H., Nandakumar, V., Pierce, M., Pletcher, M., Robalik, T., Steuben, K.M., Wunrow, H.Y., Zlavog, B.S., Murray, C.J.L., 2020. Fertility, mortality, migration, and population scenarios for 195 countries and territories from 2017 to 2100: a forecasting analysis for the Global Burden of Disease Study. The Lancet 396, 1285–1306. https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30677-2

Vrieling, A., 2006. Satellite remote sensing for water erosion assessment: A review. CATENA 65, 2–18. https://doi.org/10.1016/j.catena.2005.10.005

W

Waldner, F., Bellemans, N., Hochman, Z., Newby, T., de Abelleyra, D., Verón, S.R., Bartalev, S., Lavreniuk, M., Kussul, N., Le Maire, G., Simoes, M., Skakun, S., Defourny, P., 2019. Roadside collection of training data for cropland mapping is viable when environmental and management gradients are surveyed. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 80, 82–93. https://doi.org/10.1016/J.JAG.2019.01.002

Walz, U., Syrbe, R.-U., 2018. Landscape indicators – Monitoring of biodiversity and ecosystem services at landscape level. Ecological Indicators 94, 1–5. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.02.058

Wang, J., Zhen, J., Hu, W., Chen, S., Lizaga, I., Zeraatpisheh, M., Yang, X., 2023. Remote sensing of soil degradation: Progress and perspective. International Soil and Water Conservation Research 11, 429–454. https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2023.03.002

Wang, Y., Sun, Y., Cao, X., Wang, Yihan, Zhang, W., Cheng, X., 2023. A review of regional and Global scale Land Use/Land Cover (LULC) mapping products generated from satellite remote sensing. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 206, 311–334. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2023.11.014

Wessels, K., Prince, S.D., Malherbe, J., Small, J., Frost, P., VanZyl, D., 2007. Can human-induced land degradation be distinguished from the effects of rainfall variability? A case study in South Africa. Journal of Arid Environments 68, 271–297. https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2006.05.015

Whitcraft, A.K., Vermote, E.F., Becker-Reshef, I., Justice, C.O., 2015. Cloud cover throughout the agricultural growing season: Impacts on passive optical earth observations. Remote Sensing of Environment 156, 438–447. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.10.009

Wickens, G.E., 1969. A Study of Acacia albida Del. (Mimosoïdeae). Kew Bulletin 23, 181–202. https://doi.org/10.2307/4108947

X

Xiong, J., Thenkabail, P., Tilton, J., Gumma, M., Teluguntla, P., Oliphant, A., Congalton, R., Yadav, K., Gorelick, N., 2017a. Nominal 30-m Cropland Extent Map of Continental Africa by Integrating Pixel-Based and Object-Based Algorithms Using Sentinel-2 and Landsat-8 Data on Google Earth Engine. Remote Sensing 9, 1065. https://doi.org/10.3390/rs9101065

Xiong, J., Thenkabail, P.S., Gumma, M.K., Teluguntla, P., Poehnelt, J., Congalton, R.G., Yadav, K., Thau, D., 2017b. Automated cropland mapping of continental Africa using Google Earth Engine cloud computing. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 126, 225–244. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.01.019

Y

Yang, Q., Shi, L., Han, J., Zha, Y., Zhu, P., 2019. Deep convolutional neural networks for rice grain yield estimation at the ripening stage using UAV-based remotely sensed images. Field Crops Research 235, 142–

153.
https://doi.org/10.1016/j.fcr.2019.02.022

Z

Zanaga, D., Van De Kerchove, R. Daems, D., De Keersmaecker, W., Brockmann, C., Kirches, G., Wevers, J., Cartus, O., Santoro, M., Fritz, S., Lesiv, M., Herold, M., Tsendbazar, N.E., Xu, P., Ramoino, F., Arino, O., 2022. ESA WorldCover 10 m 2021 v200. https://doi.org/10.5281/zenodo.7254221

Zhao, Y., Chen, S., Shen, S., 2013. Assimilating remote sensing information with crop model using Ensemble Kalman Filter for improving LAI monitoring and yield estimation. Ecological Modelling 270, 30–42. https://doi.org/10.1016/J.ECOLMODEL.2013.08.016

Zhou, G., Liu, X., Liu, M., 2019. Assimilating Remote Sensing Phenological Information into the WOFOST Model for Rice Growth Simulation. Remote Sensing 11, 1–13. https://doi.org/10.3390/rs11030268

Ziliaskopoulos, K., Laspidou, C., 2024. Using remote-sensing and citizen-science data to assess urban biodiversity for sustainable cityscapes: the case study of Athens, Greece. Landsc Ecol 39, 9. https://doi.org/10.1007/s10980-024-01793-4

Zomer, R.J., Bossio, D.A., Trabucco, A., Noordwijk, M.V., Xu, J., 2022. Global carbon sequestration potential of agroforestry and increased tree cover on agricultural land. C 2, 1–10. https://doi.org/10.48130/CAS-2022-0003

Zomer, R.J., Neufeldt, H., Xu, J., Ahrends, A., Bossio, D., Trabucco, A., van Noordwijk, M., Wang, M., 2016. Global Tree Cover and Biomass Carbon on Agricultural Land: The contribution of agroforestry to global and national carbon budgets. Scientific Reports 6, 29987. https://doi.org/10.1038/srep29987

PUBLICATIONS

LISTE DES PUBLICATIONS

ARTICLES DANS DES REVUES A COMITE DE LECTURE (ACL)

(IF = Facteur d'impact en Juillet 2024)
Nombre total d'articles ACL publiés = 36, Avec IF > 1 = 33
Moyenne des Facteurs d'Impact = 5.6; Facteur d'Impact maximum = 11.2

1. **Diack, I.**, **Diene, S.M.**, Leroux, L., Diouf, A.A., Heuclin, B., Roupsard, O., Letourmy, P., Audebert, A., Sarr, I., Diallo, M., 2024. Combining UAV and Sentinel-2 imagery for estimating millet FCover in an heterogeneous agricultural landscape of Senegal. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 17, 7305–7322. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3373508. IF=4.7
2. Giner, M., Affholder, F., Falconnier, G.N., Chimonyo, V.G.P., Leroux, L., Auzoux, S., Adam, M., Kouakou, P.K., Loison, R., Midingoyi, C.A., Chavez, E., 2024. ACME (Agile Crop Model Ensemble): a package to generate and run large virtual experiments with ensembles of crop simulation models. SoftwareX 27, 101777. https://doi.org/10.1016/j.softx.2024.101777. IF=2.4
3. Lavarenne, J., Leroux, L., 2024. High-Resolution Mapping of Available Water Content (AWC) in Senegal Using iSDA Africa Dataset and USDA Rosetta3 Model. European Journal of Soil Science 75, e13461. https://doi.org/10.1111/ejss.13461. IF=4
4. **Lo, A.**, Diouf, A.A., Leroux, L., Tagesson, T., Fensholt, R., Mottet, A., Bonnal, L., Diedhiou, I., 2024. Remote sensing-based assessment of dry-season forage quality for improved rangeland management in Sahelian ecosystems. Rangeland Ecology & Management In Press. https://doi.org/10.1016/j.rama.2024.05.009. IF=2.4
5. **Sow, S.**, **Senghor, Y.**, Sadio, K., Vezy, R., Roupsard, O., Affholder, F., Ndienor, M., Clermont-Dauphin, C., **Gaglo, E.**, Ba, S., Tounkara, A., Balde, A.B., **Agbossou, Y.**, Seghieri, J., Sall, S.N., Couedel, A., Leroux, L., Jourdan, C., Sanogo, D., Falconnier, G.N., 2024. Calibrating the STICS soil-crop model to explore the impact of agroforestry parklands on millet growth. Field Crops Research 306, 109206. IF=5.6
6. Bégué, A., Madec, S., Lemettais, L., Leroux, L., Interdonato, R., Meroni, M., Kerdiles, H., Becker-Reshef, I., Justice, C., Barker, B., 2023. How well do EO-based crop monitoring systems for food security agree? Comparison of NDVI-based vegetation anomaly maps in West Africa. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 16, 1–15. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3236259. IF=4.7
7. **Castro Alvarado, E.**, Bégué, A., Leroux, L., Gaetano, R., 2023. Non-active agricultural land mapping in West Africa. A supervised land use trajectory strategy. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 122, 103398. https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103398. IF=7.6
8. Clermont-Dauphin, C., C., N'dienor, M., Leroux, L., Ba, H.S., Bongers, F., Jourdan, C., Roupsard, O., Do, F.C., Cournac, L., Seghieri, J., 2023. Faidherbia albida trees form a natural buffer against millet water stress in agroforestry parklands in Senegal. Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement 27, 1–14. https://doi.org/10.25518/1780-4507.20477. IF=1.08

9. Falconnier, G.N., Cardinael, R., Corbeels, M., Baudron, F., Chivenge, P., Couedel, A., Ripoche, A., Affholder, F., Naudin, K., Benaillon, E., Rusinamhodzi, L., Leroux, L., Vanlauwe, B., Giller, K.E., 2023a. The input reduction principle of agroecology is wrong when it comes to mineral fertilizer use in sub-Saharan Africa. Outlook on Agriculture 1–16. https://doi.org/10.1177/00307270231199795. IF=3
10. Falconnier, G.N., Leroux, L., Beillouin, D., Corbeels, M., Hijmans, R., Bonilla Cedrez, C., van Wijk, M.T., Descheemaeker, K., Zingore, S., Affholder, F., Lopez-Ridaura, S., Malézieux, E., Makowski, D., Rurinda, J., van Ittersum, M.K., Vanlauwe, B., Giller, K.E., Lammoglia, K.S., Waha, K., 2023b. Increased mineral fertilizer use on maize can improve both household food security and regional food production in East Africa. Agricultural Systems 205, 103588. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2022.103588. IF=6.1
11. **Senghor, Y.**, Balde, A.B., Manga, A.G.B., Affholder, F., Letourmy, P., Bassene, C., Kanfany, G., Ndiaye, M., Couedel, A., **Leroux, L.**, Falconnier, G.N., 2023. Intercropping millet with low-density cowpea improves millet productivity for low and medium N input in semi-arid Central Senegal. Heliyon 9, e17680. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e17680. IF=3.4
12. Leroux, L., Clermont-Dauphin, C., Ndienor, M., Jourdan, C., Roupsard, O., Seghieri, J., 2022a. A spatialized assessment of ecosystem service relationships in a multifunctional agroforestry landscape of Senegal. Science of The Total Environment 853, 158707. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.158707. IF=8.2
13. Leroux, L., Faye, N.F., Jahel, C., Falconnier, G.N., Diouf, A.A., **Ndao, B.**, Tiaw, I., **Senghor, Y.**, Kanfany, G., Balde, A., Dieye, M., Sirdey, N., Alobo Loison, S., Corbeels, M., Baudron, F., Bouquet, E., 2022b. Exploring the agricultural landscape diversity-food security nexus: an analysis in two contrasted parklands of Central Senegal. Agricultural Systems 196, 103312. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2021.103312. IF=6.1
14. **Lo, A.**, Diouf, A.A., Diedhiou, I., Bassene, C.E.D., Leroux, L., Tagesson, T., Fensholt, R., Hiernaux, P., Mottet, A., Taugourdeau, S., Ngom, D., Touré, I., **Ndao, B.**, Sarr, M.S., 2022. Dry season forage assessment across Senegalese rangelands using Earth observation data. Frontiers in Environmental Science 10.3389/fe, 931299. https://doi.org/10.3389/fenvs.2022.931299. IF=3.3
15. **Lu, T.**, Brandt, M., Tong, X., Hiernaux, P., Leroux, L., **Ndao, B.**, Fensholt, R., 2022. Mapping the Abundance of Multipurpose Agroforestry Faidherbia albida Trees in Senegal. Remote Sensing 14, 662. IF=4.2
16. **Ndao, B.**, Leroux, L., Hema, A., Diouf, A.A., Bégué, A., Sambou, B., 2022. Tree species diversity mapping using species distribution models: A Faidherbia albida parkland case study in Senegal. Ecological Indicators 144, 109443. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109443. IF=7
17. **Ranaivoson, L.**, Falconnier, G.N., Affholder, F., Autfray, P., Muller, B., Leroux, L., Auzoux, S., Ripoche, A., 2022. Can green manure contribute to sustainable intensification of rainfed rice production in Madagascar? Field Crops Research 289, 108711. https://doi.org/10.1016/j.fcr.2022.108711. IF= 5.6
18. Bossoukpe, M., Ndiaye, O., Diatta, O., Diatta, S., Audebert, A., Couteron, P., Leroux, L., Diouf, A.A., Dendoncker, M., Faye, E., Taugourdeau, S., 2021. Unmanned aerial vehicle for the assessment of

woody and herbaceous phytomass in Sahelian savanna. Revue d'Elevage et de Médecine Vétérinaire des Pays Tropicaux 74, 199–205.

19. **Gbodjo, J.E**., Ienco, D., Leroux, L., 2021. Benchmarking statistical modelling approaches with multi-source remote sensing data for millet yield monitoring: A case study of the Groundnut basin in central Senegal. International Journal of Remote Sensing 42, 9277–9300. https://doi.org/10.1080/01431161.2021.1993465. IF=3
20. Jolivot, A., Lebourgeois, V., Leroux, L., Ameline, M., Andriamanga, V., Bellón, B., Castets, M., Crespin-Boucaud, A., Defourny, P., Diaz, S., Dieye, M., Dupuy, S., Ferraz, R., Gaetano, R., Gely, M., Jahel, C., Lelong, C., Le Maire, G., Lo Seen, D., Muthoni, M., Ndao, B., Newby, T., Melo de Oliveira Santos, C.L., Rasoamalala, E., Simoes, M., Tiaw, I., Timmermans, A., Tran, A., Bégué, A., 2021. Harmonized in situ JECAM datasets for agricultural land use mapping and monitoring in tropical countries. Earth System Science Data 13, 5951–5967. https://doi.org/10.5194/essd-13-5951-2021. IF=11.2
21. **Montfort, F**., Bégué, A., Leroux, L., Blanc, L., Gond, V., Cambule, A., Remane, I., Grinand, C., 2021. From land productivity trends to land degradation assessment in Mozambique: Effects of climate, human activities and stakeholder definitions. Land Degradation & Development 32, 49–65. https://doi.org/10.1002/ldr.3704. IF=3.6
22. **Ndao, B**., Leroux, L., Gaetano, R., Diouf, A.A., Soti, V., Mbow, C., Bégué, A., Sambou, B., 2021. Landscape heterogeneity analysis using geospatial techniques and a priori knowledge in Sahelian agroforestry systems of Senegal. Ecological Indicators 125, 107481. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107481. IF=7
23. Bégué, A., Leroux, L., Soumaré, M., Faure, J.F., Diouf, A.A., Augusseau, X., Touré, L., Tonneau, J.P., 2020. Remote Sensing Products and Services in Support of Agricultural Public Policies in Africa: Overview and Challenges. Frontiers in Sustainable Food Systems 4, 1–11. https://doi.org/doi.org/10.3389/fsufs.2020.00058. IF=3.7
24. Falconnier, G.N., Corbeels, M., Boote, K.J., Affholder, F., Adam, M., MacCarthy, D.S., Ruane, A.C., Nendel, C., Whitbread, A.M., Justes, E., Ahuja, L.R., Akinseye, F.M., Alou, I.N., Amouzou, K.A., Anapalli, S.S., Baron, C., Basso, B., Baudron, F., Bertuzzi, P., Challinor, A.J., Chen, Y., Deryng, D., Elsayed, M.L., Faye, B., Gaiser, T., Galdos, M., Gayler, S., Gerardeaux, E., Giner, M., Grant, B., Hoogenboom, G., Ibrahim, E.S., Kamali, B., Kersebaum, K.C., Kim, S.H., van der Laan, M., Leroux, L., Lizaso, J.I., Maestrini, B., Meier, E.A., Mequanint, F., Ndoli, A., Porter, C.H., Priesack, E., Ripoche, D., Sida, T., Singh, U., Smith, W., Srivastava, A., Sinha, S., Tao, F., Thorburn, P.J., Timlin, D., Traore, B., Twine, T., Webber, H., 2020. Modelling climate change impacts on maize yields under low nitrogen input conditions in sub-Saharan Africa. Global Change Biology 26, 5942–5964. https://doi.org/10.1111/gcb.15261. IF=10.8
25. **Gbodjo, J.E**., Ienco, D., Leroux, L., Interdonato, R., Gaetano, R., Ndao, B., 2020. Object-based multi-temporal and multi-source land cover mapping leveraging hierarchical class relationships. Remote Sensing 12, 2814. https://doi.org/10.3390/rs12172814. IF=4.2
26. Leroux, L., Falconnier, G.N., Diouf, A.A., **Ndao, B**., **Gbodjo, J.E**., Tall, L., Balde, A.A., Clermont-Dauphin, C., Affholder, F., Bégué, A., Roupsard, O., 2020. Using remote sensing to assess the effect

of trees on millet yield in complex parklands of Central Senegal. Agricultural Systems 184, 1–13. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.102918. IF=6.1

27. Roupsard, O., Audebert, A., Ndour, A., Clermont-Dauphin, C., Agbohessou, Y., Sanou, J., Koala, J., Faye, E., Sambakhe, D., Jourdan, C., le Maire, G., Tall, L., Sanogp, D., Seghieri, J., Cournac, L., Leroux, L., 2020. How far does the tree affect the crop in agroforestry? New spatial analysis methods in a Faidherbia parkland. Agriculture, Ecosystems and Environment 296, 106928. https://doi.org/10.1016/j.agee.2020.106928. IF=6
28. Ciss, M., Biteye, B., Fall, A.G., Fall, M., Ba Ghan, M.C., Leroux, L., Apolloni, A., 2019. Ecological niche modelling to estimate distribution of Culicoides, potential vectors of bluetongue virus in Senegal. BMC Ecology 19, 1–12. https://doi.org/10.1186/s12898-019-0261-9. IF=2.3
29. **Gbodjo, J.E.**, Ienco, D., Leroux, L., 2019. Towards Spatio-Spectral analysis of Sentinel-2 Satellite Images Time Series data for land cover mapping. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 17, 307–311. https://doi.org/10.1109/LGRS.2019.2917788. IF=4
30. Leroux, L., Castets, M., Baron, C., Escorihuela, M.J., Lo Seen, D., Bégué, A., 2019. Maize yield estimation in West Africa from crop processes-induced combination of multi-domain remote sensing indices. European Journal of Agronomy 108, 11–26. IF=4.5
31. **Ndour, A**., Clouvel, P., Gozé, E., Martin, P., Leroux, L., Dieng, A., Loison, R., 2018. Expertise for forecasting cotton production in Western Africa: a solution to emerging climate uncertainty? Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement 22, 252–266.
32. **Leroux, L**., Bégué, A., Lo Seen, D., Jolivot, A., Kayitakire, F., 2017. Driving forces of recent vegetation changes in the Sahel: Lessons learned from regional and local level analyses. Remote Sensing of Environment 191, 38–54. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.01.014. IF=11.1
33. Loison, R., Audebert, A., Debaeke, P., Hoogenboom, G., **Leroux, L**., Oumarou, P., Gérardeaux, E., 2017. Designing cotton ideotypes for the future: Reducing risk of crop failure for low input rainfed conditions in Northern Cameroon. European Journal of Agronomy 90, 162–173. http://dx.doi.org/10.1016/j.eja.2017.08.003. IF=4.5
34. Leroux, L., Baron, C., Zoungrana, B., Traoré, S.B., Lo Seen, D., Bégué, A., 2016. Crop Monitoring Using Vegetation And Thermal Indices For Yield Estimates: Case Study Of A Rainfed Cereal In Semi-Arid West Africa. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 9, 347–362. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2501343. IF=4.7
35. Leroux, L., Jolivot, A., Bégué, A., Lo Seen, D., Zoungrana, B., 2014. How Reliable is the MODIS Land Cover Product for Crop Mapping Sub-Saharan Agricultural Landscapes? Remote Sensing 6, 8541–8564. https://doi.org/10.3390/rs60x000x. IF=4.2
36. Leroux, L., Oszwald, J., Ngounou Ngatcha, B., Sebag, D., Penven, M.-J., 2013. Le bassin versant du Mayo-Tsanaga (Nord Cameroun) : un bassin versant expérimental pour une compréhension des relations Homme/Milieu. Revue Française de Photogrammetrie et Télédétection 20, 42–54.

Articles en revision ou soumis

1. **Diene, S.M**., **Diack, I**., Audebert, A., Roupsard, O., Leroux, L., Diouf, A.A., Mbaye, M., Diallo, M., Sarr, I., 2024. Normalized Difference Texture Index improves pearl millet yield estimation from UAV imagery in semi-arid agroforestry system of Senegal. IEEE Access Major Revisions.
2. **Gelagay, H.S**., Leroux, L., Tamene, L., Chernet, M., Blasch, G., Tibede, D., Abera, W., Tesfaye, S., Tesfaye, K., Corbeels, M., Silva, J.V., Submitted. A Crop-Specific and Time-Variant Spatial Framework for Characterizing Production Environments: A Case Study for Rainfed Wheat in Ethiopia. Agricultural Systems.
3. **Diedhiou, M.,** Faye, E., Vezy, R., Roupsard, O., Fassinou, F.C., Leroux, L., Diouf, A.A., Diatta, S., Vincke, C., Ngom, D., 2024. Photogrammetric methods for deriving crown and trunk volume from images of trees with heterogeneous canopies. Frontiers in Environmental Science Under review**.**

Conferences Internationales – Presentations Orales

1. **Diack, I**., Leroux, L., Heuclin, B., Letourmy, P., **Diene, S.M**., Audebert, A., Roupsard, O., Diouf, A.A., Sarr, I., Diallo, M., 2023. Estimation of crop fractional cover (FCover) in smallholder farming systems using UAV and Sentinel-2 images : Case study of a Senegalese agroforestry parkland, in: EGU General Assembly 2023. Vienna, Austria. https://doi.org/10.5194/egusphere-egu23-6674
2. **Diene, S.M**., Fernandez, R., Gozé, E., **Diack, I.,** Faye, M., Dabo, A.H., Ba Bousso, P.O., Audebert, A., Roupsard, O., Leroux, L., Mbaye, M., Diouf, A.A., Diallo, M., Sarr, I., 2023. Assessment of the Faidherbia albida effect on millet yield using UAV images analysis and geostatistical techniques, in: EGU General Assembly 2023. Vienna, Austria. https://doi.org/10.5194/egusphere-egu23-7531
3. **Gelagay, H.S**., Tamene, L., Silva, J.V., Abera, W., Corbeels, M., Leroux, L., 2023. Developing Agro-Ecological Spatial Unit with Earth Observation and Machine Learning to Scale Up Crop Yield Gap Analysis: Case Study of Rainfed Wheat in Ethiopia. Presented at the IALE : Transboundary Resource Management, Climate Change and Environmental Resilience, Nairobi, Kenya, p. 395.
4. Leroux, L., Abera, W., Tamene, L., Govind, A., Kazuki, S., Nkomo, M., Vanlauwe, B., 2023a. Excellence In Agronomy for Sustainable Intensification and Climate Adaptation: A OneCGIAR Initiative Rethinking Agronomy at Scale in Global South Through Data Sciences and Geospatial Technologies. Presented at the IALE : Transboundary Resource Management, Climate Change and Environmental Resilience, Nairobi, Kenya, p. 395.
5. Leroux, L., Clermont-Dauphin, C., Jahel, C., Faye, N.F., **Ndao, B**., Seghieri, J., 2023b. How Multifunctional Are F.Albida Parklands In Senegal? A Landscape Scale Assessment of Multiple Ecosystem Services and Its Impact of Food Security. Presented at the IALE : Transboundary Resource Management, Climate Change and Environmental Resilience, Nairobi, Kenya, p. 395.
6. **Lo, A**., Diouf, A.A., Leroux, L., Diedhiou, I., 2023. Assessment of Herbaceous Forage Quality in Senegalese Rangelands Using Remote Sensing and Near Infrared Spectroscopy Data. Presented at the IALE : Transboundary Resource Management, Climate Change and Environmental Resilience, Nairobi, Kenya, p. 395.
7. Begue, A., Lemettais, L., Madec, S., Leroux, L., Interdonato, R., 2022. Spatio-temporal comparison of the vegetation anomalies products used in the agricultural monitoring systems: West Africa case, in: Living Planet Symposium. Bonn, Germany, p. Oral presentation.

8. **Castro Alvarado, E**., Gaetano, R., Leroux, L., Bégué, A., 2022. Fallow ID: Characterization and mapping of fallow fields in West-Africa study case using Sentinel-2, in: Living Planet Symposium. Bonn, Germany, p. Oral Presentation.
9. Yélognisse, A., Audebert, A., Adama, N., Sarr, M.S., Jourdan, C., Clermont-Dauphin, C., Diatta, S., Leroux, L., Taugourdeau, S., Sanogo, D., Seghieri, J., Delon, C., Roupsard, O., 2022. Using UAV and geostatistics to upscale crop yield in heterogeneous agro-silvo-pastoral system, in: EGU. Vienna, Austria, p. Oral presentation.
10. **Ndao, B**., Hema, A., Leroux, L., Diouf, A.A., Bégué, A., Sambou, B., 2021. Species distribution modelling for mapping tree diversity in Sahelian agroforestry farming systems: A case study of Faidherbia albida parkland in Senegal, in: Landscape. Online, p. Oral presentation.
11. Baron, C., Leroux, L., Pellarin, T., Castets, M., 2020. Remote sensing contributions to crop-yield simulation: bias and scarcity VS scale and predictive capacity issues, in: iCropM 2020 Symposium. Montpellier, France.
12. Falconnier, G., Corbeels, M., Boote, K.J., Ruane, A.C., Whitbread, A.M., Adam, M., Affholder, F., Ahuja, L.R., Akinseye, F.M., Alou, I.N., Amouzou, .K.A, Anapalli, S.S., Baron, C., Basso, B., Baudron, F., Bertuzzi, P., Challinor, A.J., Chen, Y., Deryng, D., Elasayed, M.L., Faye, B., Gaiser, T., Galdos, M., Gayler, S., Gerardeaux, E., Giner, M., Grant, B., Hoogenboom, G., Ibrahim, E.S., Justes, E., Kamali, B., Kersebaum, K.C., Kim, S.H., van der Laan, M., Leroux, L., Lizaso, J.I., MacCarthy, D.S., Maestrini, B., Meier, E.A., Mequanint, F., Ndoli, A., Nendel, C., Porter, C.H., Priesack, E., Ripoche, D., Sida, T., Singh, U., Smith, W., Srivastava, A., Sumit, S., Tao, F., Thorburn, P.J., Timlin, D., Traore, B., Twine, T., Webber, H., 2020. Modeling of climate change impacts on maize yields in low-nitrogen conditions in Africa, in: iCropM 2020 Symposium. Montpellier, France, p. Oral presentation.
13. Lebourgeois, V., NGadi Scarpetta, Y. Dieye, M., Bégué, A., Leroux, L., Bourgoin, J., Interdonato, R., Jahel, C., 2020. Detection and monitoring of large-scale land acquisitions (LSLAs) using Earth observation data: Senegal case study, in: Land and Poverty Conference. Washington D.C., USA, p. Oral presentation.
14. Leroux, L., Falconnier, G.N., Diouf, A.A., **Ndao, B**., **Gbodjo, J.E**., Tall, L., Balde, A.A., Clermont-Dauphin, C., Affholder, F., Bégué, A., Roupsard, O., 2020a. Using Earth Observation and machine learning to analyse drivers of food production variability in agroforestry parklands, in: Global Food Security. Montpellier, France, p. Oral Presentation.
15. Leroux, L., Jahel, C., Faye, N.F., Falconnier, G., Diouf, A.A., **Ndao, B**., Soti, V., Balde, A.B., Bouquet, E., 2020b. Agricultural landscape diversity and food security: The role of a diversified agricultural landscape on farming system production and household food security in two contrasted parklands of Central Senegal, in: Global Food Security. Montpellier, France, p. Oral Presentation.
16. Leroux, L., Jahel, C., Ndeye Faye, F., Ndao, B., Bouquet, E., 2020c. In Senegal, agroforestry parklands improves household food accessibility through an improvement of farming system production, in: Global Food Security. Montpellier, France, p. Oral Presentation.
17. Ranaivoson, L., Falconnier, G., Affholder, F., Leroux, L., Ripoche, A., 2020. Can legume crop residues contribute to sustainable intensification of rainfed rice production in Madagascar?, in: iCropM 2020 Symposium. Montpellier, France, p. Oral presentation.

18. Tonneau, J.P., Begue, A., Leroux, L., Augusseau, X., Faure, J.F., Mertens, B., Pinet, C., Tomasini, L., 2020. Geospatial information for African agriculture: a key investment for agricultural policies, in: Land and Poverty Conference. Washington D.C., USA, p. Oral presentation.
19. Falconnier, G., Hambüchen, J., Adam, M., Huet, E., Traoré, B., Leroux, L., Giller, K.E., Descheemaeker, K., 2019. Identifying changes in agricultural practices and policy interventions for sustainable intensification of farm systems in southern Mali, in: 6th Symposium Farming Systems Design. Montevideo, Uruguay, pp. 1–3.
20. **Gbodjo, J.E**., Leroux, L., Interdonato, R., Gaetano, R., **Ndao, B**., 2019. RNN-based Multi-Source Land Cover mapping: An application to West African landscape, in: MACLEAN. Würzburg, Germany, pp. 1–10.
21. Jahel, C., Faye, N.F., Bouquet, E., Leroux, L., 2019. Planting trees to increase food security? The case study of the groundnut basin of Senegal, in: Dupraz, C., Gosme, M., Lawson, E. (Eds.), Agroforestry. CIRAD, INRA, World Agroforestry, Agropolis International, MUSE, Montpellier, France, p. 432.
22. Leroux, L., **Gbodjo**, J.E., Djiba, S., Tounkara, A., **Ndao, B**., Diouf, A.A., Soti, V., Affholder, F., Tall, L., Clermont-Dauphin, C., 2019. Integrating isolated trees improves the agricultural performance assessment of smallholer farming systems at landscape scale in the Senegalese Peanut Basin, in: 6th Symposium Farming Systems Design. Montevideo, Uruguay, pp. 1–3.
23. **Ndao, B**., Leroux, L., Diouf, A.A., Soti, V., Sambou, B., 2019. A remote sensing based approach for optimizing sampling strategies in tree monitoring and agroforestry systems mapping, in: Dupraz, C., Gosme, M., Lawson, G. (Eds.), Agroforestry. CIRAD, INRA, World Agroforestry, Agropolis International, MUSE, Montpellier, France, p. 563.
24. Roupsard, O., Jourdan, C., Cournac, L., Tall, L., Ndour, N.Y.B., Gaglo, E., Demarchi, G., N'dienor, M., Diatte, R., Audebert, A., Kergoat, L., Timouk, F., Grippa, M., Gangneron, F., Orange, D., Faye, W., Fall, A.N., Do, F., Rocheteau, A., Duthoit, M., Clermont-Dauphin, C., Chapuis-Lardy, L., Masse, D., Manlay, R., Van den Meersche, K., Lalou, R., Fleury, L., Fensholt, R., Ardö, J., Tagesson, T., Hijmans, R., le Quéré, A., Wade, T., Soti, V., Leroux, L., Taugourdeau, S., Seghieri, J., Laclau, J.P., Chotte, J.L., 2018. Faidherbia-Flux »: A new long-term Collaborative Observatory on GHG fluxes and ecosystem services in a semi-arid agro-silvo-pastoral ecosystem (groundnut basin in Niakhar/Sob, Senegal)., in: AMMA CATCH Observatories of the Critical Zone in Africa: Current Issues and Findings. Niamey, Niger.
25. Bellón, B., Bégué, A., Lo Seen, D., Lebourgeois, V., Leroux, L., Simões, M., 2017. From Satellite Images To Agricultural Systems Maps: A Remote Sensing Multi-Level Object-Based Approach, in: The 37th International Symposium on Remote Sensing of Environment. Tshwane, South Africa.
26. Leroux, L., Baron, C., Castets, M., Escorihuela, M.J., Diouf, A.A., Bégué, A., Lo Seen, D., 2017a. Estimating maize grain yield in scarce field-data environment: an approach combining remote sensing and crop modelling in Burkina Faso, in: AfricaGIS. Addis Ababa, Ethiopia.
27. Leroux, L., Bégué, A., Lo Seen, D., Kayitakire, F., 2017b. Herbaceous Biomass Productivity Dynamics Monitoring and its Drivers in Sahelian Croplands and Rangelands to Support Food Security Policies, in: The 37th International Symposium on Remote Sensing of Environment. Tshwane, South Africa. https://doi.org/10.1016/j.eja.2017.08.003

28. Leroux, L., Baron, C., Traoré, S.B., Lo Seen, D., Bégué, A., 2015. Testing satellite rainfall estimates time series for crop yield simulation of a rainfed cereal in West Africa, in: 8th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images. Annecy, France.
29. Leroux, L., Baron, C., Zoungrana, B., Bégué, A., Lo Seen, D., 2014a. A joint analysis of crop production trends in West Africa using MODIS NDVI time series data, crop modeling and statistic data, in: Global Vegetation Monitoring and Modeling. Avignon, France.
30. Leroux, L., Bégué, A., Lo Seen, D., 2014b. Regional analysis of Crop and Natural Vegetation in West Africa based on NDVI metrics, in: IEEE (Ed.), IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium. Québec, Canada, pp. 5107–5110.
31. Leroux, L., Jolivot, A., Zoungrana, B., Bégué, A., Lo Seen, D., 2014c. Contribution of MODIS land cover product to the analysis of the agricultural domain between 2001 and 2011 in West Africa, in: 2nd Global Land Project Open Science Meeting. Berlin, Germany.

Conferences Internationales – Presentations par affiche

1. Bégué, A., Tonneau, J.P., Augusseau, X., Leroux, L., Faure, J.F., Mertens, B., Pinet, C., Tomasini, L., Soumaré, M., Diouf, A.A., 2020. How can remote sensing support food security in Sub-Saharan Africa?, in: Global Food Security. Montpellier, France, p. Poster.
2. Leroux, L., **Gbodjo, J.E**., Djiba, S., Tounkara, A., **Ndao, B**., Diouf, A.A., Soti, V., Affholder, F., Tall, L., Clermont-Dauphin, C., 2019. Impacts of FMNR on the agricultural performance of smallholder farming systems at landscape scale in Senegal, in: Dupraz, C., Gosme, M., Lawson, G. (Eds.), Agroforestry. CIRAD, INRA, World Agroforestry, Agropolis International, MUSE, Montpellier, France, p. 367.
3. Jahel, C., Leroux, L., Bégué, A., Castets, M., Baron, C., Lo Seen, D., 2016. Disentangling factors of landscape changes in Burkina Faso, the nexus between spatial modelling and remote sensing, in: AgMIP6 Global Workshop. Montpellier, France.
4. Peugeot, C., Galle, S., Grippa, M., Bouzou Moussa, I., Cappelaere, B., Demarty, J., Favreau, G., Genthon, P., Mougin, E., Descroix, L., Lebel, T., Leroux, L., Séguis, L., 2015. Observed long-term land cover vs climate impacts on the West African hydrological cycle : lessons for the future ?, in: COP21 UN Climate Change Conference. Paris, France.
5. Leroux, L., Zoungrana, B., Bégué, A., Baron, C., Lo Seen, D., 2013. Food security in West Africa : The contribution of Remote Sensing to the analysis of crop production dynamics, in: First International Conference on Global Food Security. Noordwijkerout, The Netherlands, p. Poster.

Chapitre d'ouvrage

1. Adam, M., Falconnier, G.N., Berre, D., Descheemaeker, K., Lairez, J., Leroux, L., 2023. Modeling climate change impact on low-input smallholder farming systems, in: Modelling Climate Change Impacts on Agricultural Systems., Cambridge : Burleigh Dodds Science Publishing. pp. 235–267.
2. Cardinael, R., Deheuvels, O., Leroux, L., Subervie, J., Suwa-Eisenmann, A., Bessou, C., Bouquet, E., Catry, T., Chikowo, R., Corbeels, M., Demarchi, G., Diouf, A.A., Falconnier, G.N., Faye, N.F., Gignoux, J., Icard-Vernière, C., Jahel, C., Katic, P., Libois, F., Mercier, S., Mouquet-Rivier, C., Namatsheve, T., Renk, A., Sirdey, N., Tritsch, I., Verger, E.O., 2022. Food security and natural resources: diversification

strategies, in: Thomas, A., Alpha, A., Barczak, A., Zakhia-Roziz, N. (Eds.), Sustainable Food Systems for Food Security. Need for Combination of Local and Global Approaches. Versailles, pp. 171–185.

3. Laurent, J.B., Leroux, L., 2018. Online Publication of a Land Cover Map Using LizMap, in: Baghdadi, N., Mallet, C., Zribi, M. (Eds.), QGIS in Remote Sensing SET : Volume 1 - QGIS and Generic Tools. pp. 255–269.
4. Leroux, L., Congedo, L., Bellón, B., Gaetano, R., Bégué, A., 2018. Land Cover Mapping Using Sentinel-2 Images and the Semi-Automatic Classification Plugin: A Northern Burkina Faso Case Study, in: Baghdadi, N., Mallet, C., Zribi, M. (Eds.), QGIS in Remote Sensing SET : Volume 2 - QGIS and Applications in Agriculture and Forest. pp. 131–165.
5. Jahel, C., Leroux, L., Faye, E., Colin de Verdière, K., Degenne, P., Danny, L.S., Augusseau, X., 2017. Monitoring territorial dynamics by remote sensing and spatial modelling, in: Caron, P., Valette, E., Wassenaar, T., Coppens D'Eeckenbrugge, G., Papazian, V. (Eds.), Living Territories to Transform the World. Versailles, pp. 219–230.

Policy Brief

1. Tonneau, J.P., Bégué, A., Leroux, L., Augusseau, X., Faure, J.F., Mertens, B., Pinet, C., Tomasini, L., 2019. L'information géospatiale au service de l'agriculture africaine, un investissement essentiel pour les politiques agricoles. Perspectives 51, 1–4. https://doi.org/10.19182/agritrop/00067.

Communications Grand Public

1. Ranaivoson, L., Ripoche, A., Affholder, F., Falconnier, G.N., Leroux, L., 2023. Could African farmers slash their reliance on mineral fertilizers by growing legumes? The Conversation.
2. **Senghor, Y.**, Balde, A.B., Affholder, F., Falconnier, G.N., Leroux, L., 2023. Réconcilier engrais minéraux et agroécologie, une piste pour nourrir les populations d'Afrique de l'Ouest. The Conversation.

SELECTION DE PUBLICATIONS

DRIVING FORCES OF RECENT VEGETATION CHANGES IN THE SAHEL: LESSONS LEARNED FROM REGIONAL AND LOCAL LEVEL ANALYSES

Leroux, L., Bégué, A., Lo Seen, D., Jolivot, A., Kayitakire, F., 2017. Driving forces of recent vegetation changes in the Sahel: Lessons learned from regional and local level analyses. Remote Sensing of Environment 191, 38–54. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.01.014

Remote Sensing of Environment 191 (2017) 38–54

Contents lists available at ScienceDirect

Remote Sensing of Environment

journal homepage: www.elsevier.com/locate/rse

Driving forces of recent vegetation changes in the Sahel: Lessons learned from regional and local level analyses

Louise Leroux [a,*], Agnès Bégué [b], Danny Lo Seen [b], Audrey Jolivot [b], Francois Kayitakire [c]

[a] CIRAD, UR AÏDA, Avenue Agropolis, 34938 Montpellier, France
[b] CIRAD, UMR TETIS, 500 rue Jean-François Breton, 34093 Montpellier, France
[c] European Commission, Joint Research Centre, Institute for Environment and Sustainability, Via E. Fermi 2749, I-21027 Ispra, VA, Italy

ARTICLE INFO

Article history:
Received 30 March 2016
Received in revised form 3 January 2017
Accepted 14 January 2017
Available online xxxx

Keywords:
Sahel
NDVI time series
Trend
Drivers of change
Food security
Land cover changes

ABSTRACT

A wide range of environmental and societal issues such as food security policy implementation requires accurate information on biomass productivity and its underlying drivers at both regional and local scales. While many studies in West Africa are conducted with coarse resolution earth observation data, few have tried to relate vegetation trends to explanatory factors, as is generally done in land use and land cover change (LULCC) studies at finer scales. In this study we proposed to make a bridge between vegetation trend analysis and LULCC studies to improve the understanding of the various factors that influence the biomass production changes observed in satellite time series (using integrated Normalized Difference Vegetation Index [NDVI] as a proxy). The study was conducted in two steps. In the first step we analyzed MODIS NDVI linear trends together with TRMM growing season rainfall over the Sahel region from 2000 to 2015. A classification scheme was proposed that enables better specification of the relative role of the main drivers of biomass production dynamics. We found that 16% of the Sahel is re-greening—but found strong evidence that rainfall is not the only important driver of biomass increase. Moreover, a decrease found in 5% of the Sahel can be chiefly attributed to factors other than rainfall (88%). In the second step, we focused on the "Degré Carré de Niamey" site in Niger. Here, the observed biomass trends were analyzed in relation to land cover changes and a set of potential drivers of LULCC using the Random Forest algorithm. We observed negative trends (29% of the Niger site area) mainly in tiger bush areas located on lateritic plateaus, which are particularly prone to pressures from overgrazing and overlogging. The significant role of accessibility factors in biomass production trends was also highlighted. Our methodological framework may be used to highlight changing areas and their major drivers to identify target areas for more detailed studies. Finer-scale assessments of the long-term vulnerability of populations can then be made to substantiate food security management policies.

© 2017 Elsevier Inc. All rights reserved.

1. Introduction

While the population of Africa is set to exceed 3 billion by 2050 (United Nations, 2013), increasing climate variability, as expressed by extreme climatic events (e.g., droughts or floods) threatens agricultural production and enhances household vulnerability and food insecurity. Schlenker and Lobell (2010) estimated that climate change would be responsible for yield declines of up to 22% in major food staples. However, the dynamics of agricultural production are not solely a result of climatic factors; they depend on many factors, including agricultural practices, population density and environmental and social constraints (type of soil, land accessibility, etc.). In the context of increasing food demand, the identification of areas particularly prone to degradation in agricultural production conditions, and a better understanding of the underlying drivers is increasingly important for long-term mitigation and adaptation strategies (Pricope et al., 2013).

The Sahel belt, a transition zone between the Sahara Desert and the tropical savannas, is characterized by substantial rainfall variability and is particularly prone to food insecurity because most of the agropastoralist local population rely on low productivity rainfed agriculture (mainly millet and sorghum) for their livelihoods. Food crises caused by severe droughts are recurrent, some amounting to extreme starvation of the populations (e.g., in the late 1960s and 1980s; Hulme, 2001; Nicholson et al., 1998). Since the late 1990s, however, the Sahel region has seen a general increase in rainfall (Ali and Lebel, 2009; Nicholson, 2005), and the ensuing vegetation recovery, as viewed from space, has been termed a "re-greening" of the region (Eklundh and Olsson, 2003; Olsson et al., 2005; Prince et al., 2007, 1998). Most studies on the re-greening of the Sahel are founded on the Normalized

* Corresponding author.
E-mail addresses: louise.leroux@cirad.fr (L. Leroux), agnes.begue@cirad.fr (A. Bégué), danny.lo_seen@cirad.fr (D. Lo Seen), francois.kayitakire@jrc.ec.europa.eu (F. Kayitakire).

http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2017.01.014
0034-4257/© 2017 Elsevier Inc. All rights reserved.

Difference Vegetation Index (NDVI), a spectral ratio index based on the red and infrared bands (Tucker, 1979) and closely linked to vegetation productivity (Asrar et al., 1984; Pettorelli et al., 2005). The relationship between the Above Net Primary Production (ANPP) and NDVI relies, on one hand, on the close relationship between the fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation (fAPAR) integrated over a time period and the growing season ANPP (Prince, 1991) and, on the other hand, on the linear correlation between NDVI and fAPAR, due to their similar functional responses to leaf orientation, solar zenith angle and atmospheric optical depth (Myneni and Williams, 1994). Thus, NDVI trends integrated over a time period have been widely used as a proxy to monitor changes in vegetation productivity. To date, the most frequently utilized NDVI dataset is the Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) dataset from the National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) satellite due to its high temporal resolution and its availability since the beginning of the 1980s. This technology has enabled the monitoring of vegetation trends over nearly thirty-five years at a spatial resolution of 8 km (e.g., Anyamba et al., 2014; Dardel et al., 2014b; Herrmann et al., 2005; Huber et al., 2011). Most of these studies reported an increase in the greenness of vegetation over the whole Sahel since the 1980s and helped to fuel the debate on the "irreversible" desertification of the Sahel. However, recent studies based on Moderate Resolution Imagery Spectroradiometer (MODIS) data, which have supported vegetation monitoring at a 250 m spatial resolution since 2000, have highlighted the spatial heterogeneity of trends, with some areas showing negative trends or non-significant trends (Leroux et al., 2014; Rasmussen et al., 2014).

Currently, one of the main challenges in analyzing biomass productivity dynamics is to document the underlying drivers consistently. On a global scale, it has recently been shown that the main driver of the greening of Earth may be increases in CO_2, which augments photosynthesis and, consequently, increases the water use efficiency in water limited environments (Donohue et al., 2013; Zhu et al., 2016). At the Sahelian scale, however, although it is generally acknowledged that variations in vegetation depend on rainfall, several studies have indicated that local NDVI trends might not be fully explained by global drivers such as rainfall and have suggested other causal local factors (Boschetti et al., 2013; Fensholt et al., 2013; Helldén and Tottrup, 2008; Herrmann and Hutchinson, 2005; Hoscilo et al., 2014; Huber et al., 2011; Rasmussen et al., 2014) such as shifts in land use, as shown in Mali by Bégué et al. (2011) or many non-anthropogenic factors (e.g. intra-annual distribution of rainfall events, humidity or temperature) as recently shown in Rishmawi et al. (2016). Characterization of the main drivers of vegetation dynamics therefore relies mainly on the distinction between climate-induced biomass changes and changes induced by other factors (both anthropogenic and natural) (Knauer et al., 2014; Mbow et al., 2015). For instance, Hickler et al. (2005) and Seaquist et al. (2009) used a process-based vegetation model in which vegetation dynamics predicted by the model without any human influence were compared to vegetation trends observed by remote sensing. The climate contribution can also be assessed with the Rain Use Efficiency (RUE) measure; however, the RUE has been widely questioned due to several limitations (Dardel et al., 2014a; Hein and Ridder, 2006; Hein et al., 2011; Prince et al., 2007). For regions where rainfall is the main limiting factor of vegetation growth, another method, considered robust and more widely accepted, is the residuals method (also called the RESTREND; Wessels et al., 2007) proposed by Evans and Geerken (2004), which is based on the trend analysis of the residuals between the observed NDVI and precipitation-normalized NDVI. While RUE is often considered as the relationship between rainfall and NDVI, RESTREND in turn is simply a rearrangement of RUE into a temporal sequence (Rishmawi and Prince, 2016). Trends in the residuals indicate deviations of NDVI from the NDVI-rainfall relationship and express land improvements or degradations greater than those that can be explained by rainfall alone. Thus, such changes are a potential effect of human activities. Several studies have tested the RESTREND method to identify potential changes in ecosystem conditions over Africa (Dardel et al., 2014a; Huber et al., 2011; Ibrahim et al., 2015; Kaptué Tchuenté et al., 2015; Wessels et al., 2007). However, an important but often ignored conceptual limitation of using the RESTREND method is that the biophysical relationship between NDVI-based vegetation productivity and rainfall is supposed to be constant over the time. Yet, Hein et al. (2011) showed that in the Sahelian semi-arid areas, this relationship is far from being linear. In addition, RESTREND will not be able to account for other processes, such as changes in Water Use Efficiency induced by increases in CO2 that also have impacts on vegetation productivity (Donohue et al., 2013). Finally, in addition to the use of NDVI trends to understand vegetation dynamics, new opportunities are appearing in the understanding of vegetation dynamics in drylands by jointly using NDVI and Vegetation Optical Depth (VOD) trends, as attested by Andela et al. (2013) and more recently by Tian et al. (2016) in the Sahel. In particular, it has been shown that NDVI is more sensitive to herbaceous vegetation, while VOD can be used as a proxy for woody vegetation (Andela et al., 2013).

Due to the scarcity of reliable long-term ground observations to validate and interpret the low-resolution vegetation index trends, analyses of the underlying processes other than climate are rare. Dardel et al. (2014b) related GIMMS-3g NDVI trends with in situ observations of aboveground herbaceous biomass over the Fakara region in Niger and Gourma region in Mali and found a good agreement between the two datasets. By relating these vegetation trends to ground observations, the authors concluded that soil types and soil depth significantly impacted biomass production in Gourma, while no clear pattern could be found for the Fakara site. In Senegal, based on ground-based biomass estimation and a botanical inventory of woody vegetation species, Brandt et al. (2015) assumed that the greening trends come from an increase in tree density.

Meanwhile, in line with the emergence of "Land Change Science" (Verburg et al., 2013a) aims at understanding the land system change as resulting from dynamic interplay of the sociological and ecological systems, a myriad of research on Land Use/Land Cover changes (LULCC) and their related drivers has been undertaken in Africa (e.g., Brinkmann et al., 2012; Estes et al., 2012; Kindu et al., 2015; Nutini et al., 2013; Pricope et al., 2013; Teferi et al., 2013). These studies make use of different sources of data such as LULCC maps derived from remote sensing data, statistics, surveys or other geospatial data related to accessibility, biophysical or demographic factors (Brinkmann et al., 2012; Kindu et al., 2015; Mutoko et al., 2014; Teferi et al., 2013). While it is acknowledged in the literature that land system changes result from changes occurring in biophysical, social and economic systems across various spatial and temporal scales (van Asselen and Verburg, 2013; Verburg et al., 2013b), the incorporation of long-term vegetation trends observed at regional scale as a way to characterize LULCC has rarely been made in LULCC studies (e.g. Nutini et al., 2013).

2. Objectives and overall approach

In line with previous studies on the driving forces of vegetation changes in the Sahel, the overall aim of this study was to gain a better understanding of the factors involved in biomass production dynamics (using NDVI as a proxy) between 2000 and 2015, on both a regional (western Sahel) and local (degree square in southwestern Niger) levels, using a combination of remote sensing and various existing geospatial datasets. The specific objectives of this paper are to:

(1) Identify areas of significant recent monotonic NDVI trends in the western Sahel zone.
(2) Further specify the relative role of rainfall and human factors in NDVI changes on a regional level.
(3) Further explore the importance of various types of potential climatic- and LULCC-related drivers of NDVI changes on a local level.

Few analyses have been conducted combining regional and local approaches to disentangle the main drivers of biomass production trends at the level of the Sahel. Among them, we can mention the recent study of Brandt et al. (2016), which aimed to assess and understand the woody vegetation trends over the Sahelian belt. Here, we proposed an analysis of biomass production trends on a regional level based on NDVI data together with a more detailed analysis on a local level of the underlying processes by relating vegetation trends with rainfall and the related drivers of LULCC. However, while the Brandt et al. (2016) study focused on the woody vegetation cover during the dry season, the present study focuses on the green herbaceous layer and provides a more extensive analysis at the local level.

Fig. 1 presents the overall approach developed in this study. We have first analyzed the biomass production trends over a 16-year period (2000–2015) in the western Sahel using growing season integrated NDVI (MOD13Q1 collection 6) time series (iNDVI; Fig. 1-1). Then, to assess the role of rainfall and human factors, a classification scheme based on (i) the iNDVI trends, (ii) the correlation between iNDVI and growing season rainfall (iRAIN; hereafter merely referred as rainfall) derived from the TRMM3B43 product, and (iii) the iNDVI residual trend was proposed (Fig. 1-2). While it is acknowledged that vegetation productivity may be affected by climate variables other than rainfall, over the Sahel, growing season rainfall, however, remains the primary factor as recently evidenced in Rishmawi et al. (2016) among others. Thus, we chose to restrict our analysis to the study of the relationship between NDVI and growing season rainfall alone. After the main drivers of iNDVI trends were identified over the western Sahel, we conducted a local analysis over a southwestern Niger site to explain the observed iNDVI trends through detailed environmental (rainfall, topography and soil), human (demography, physical accessibility), and land cover change variable analysis using the Random Forest (Breiman, 2001) algorithm.

3. Study site and material

3.1. Study site

We focused our study on two spatial levels: the regional level, the western Sahel zone, which is defined as the area receiving an annual rainfall ranging from 150 to 750 mm/year, and the local level, southwestern Niger (Fig. 2).

The western Sahel is characterized by marked seasonality with a long dry season and a short wet season lasting from 1 to 4 months depending on the latitude. The climate is mainly controlled by the timing, amount, and distribution of rainfall by the progression of the Intertropical Convergence Zone during the well-known West African Monsoon (Lebel and Ali, 2009). Consequently, the vegetation pattern over the Western Sahel area closely follows the rainfall gradient: the northern parts of the western Sahel are dominated by sparse vegetation cover (open sparse grassland and shrubland), and the land is used primarily for grazing, while the southern parts are characterized by a larger amount of vegetation cover with woodland and savanna. Rainfed agriculture and grazing are the main land uses observed in the area (Tucker, 1985). Over the whole western Sahel area, the climatic constraint (i.e., annual rainfall and its spatio-temporal variability) is considered as the most important controlling ecosystem driver.

At the local level, we focused on an agropastoral site located in southwestern Niger (12.9°–13.6°N; 1.6°–3.1°N), namely, the "Degré Carré de Niamey" (hereafter referred to as the DCN site), which covers an area of approximately 18,000 km^2. Niger was chosen as a study site because it appears as "a Sahelian exception." While, overall, greening has been observed over the western Sahel, southwestern Niger has been marked by significant browning trends despite an increase in rainfall (e.g., Anyamba et al., 2014; Dardel et al., 2014b; Fensholt and Rasmussen, 2011a). In addition, between 2000 and 2015, Niger has suffered six major food crises. Thus, a better understanding of the role played by the underlying drivers of biomass productivity changes is essential for such a country for managing food security over the long term. The climate over the DCN site is typically Sahelian and is marked by a high latitudinal gradient with an average annual rainfall ranging from 480 to 630 mm/year despite the area's narrow ranges in latitude and longitude (about 160 km × 110 km). According to D'Herbès and Valentin (1997), the vegetation cover is highly fragmented and composed of three main units: tiger bush on the lateritic plateaus, fallow savanna, and crop fields on the sandy soils. The agricultural production system is dominated by rainfed pearl millet. The area is particularly vulnerable to climate variability because of its strong dependence on rainfall for both livestock and farming. In addition, because of rural

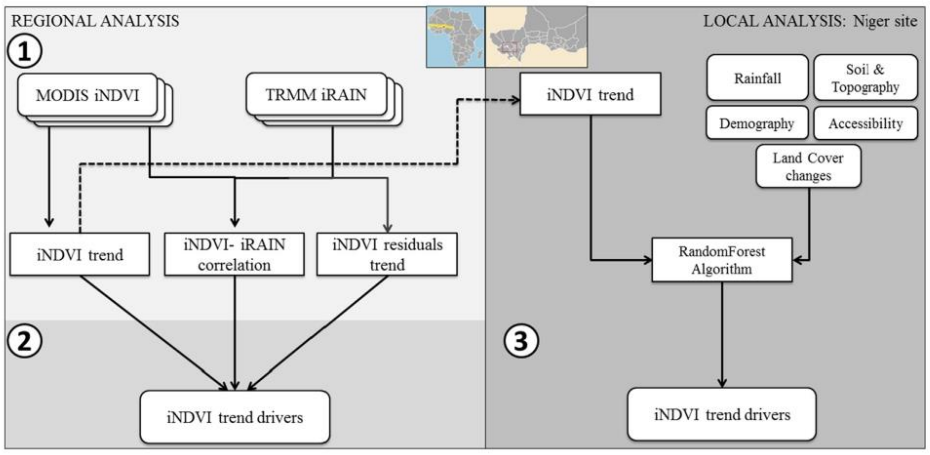


Fig. 1. Flowchart of the approach adopted in the study: links between the regional and local analyses. The first part (labelled ①) corresponds to the first objective of the study, which is the iNDVI trend analysis over the western Sahel. The second part (labelled ②) corresponds to the second objective: the identification of the main drivers of iNDVI trends over the western Sahel. The third part (labelled ③) corresponds to the identification of the main drivers of iNDVI trends over the Niger site.

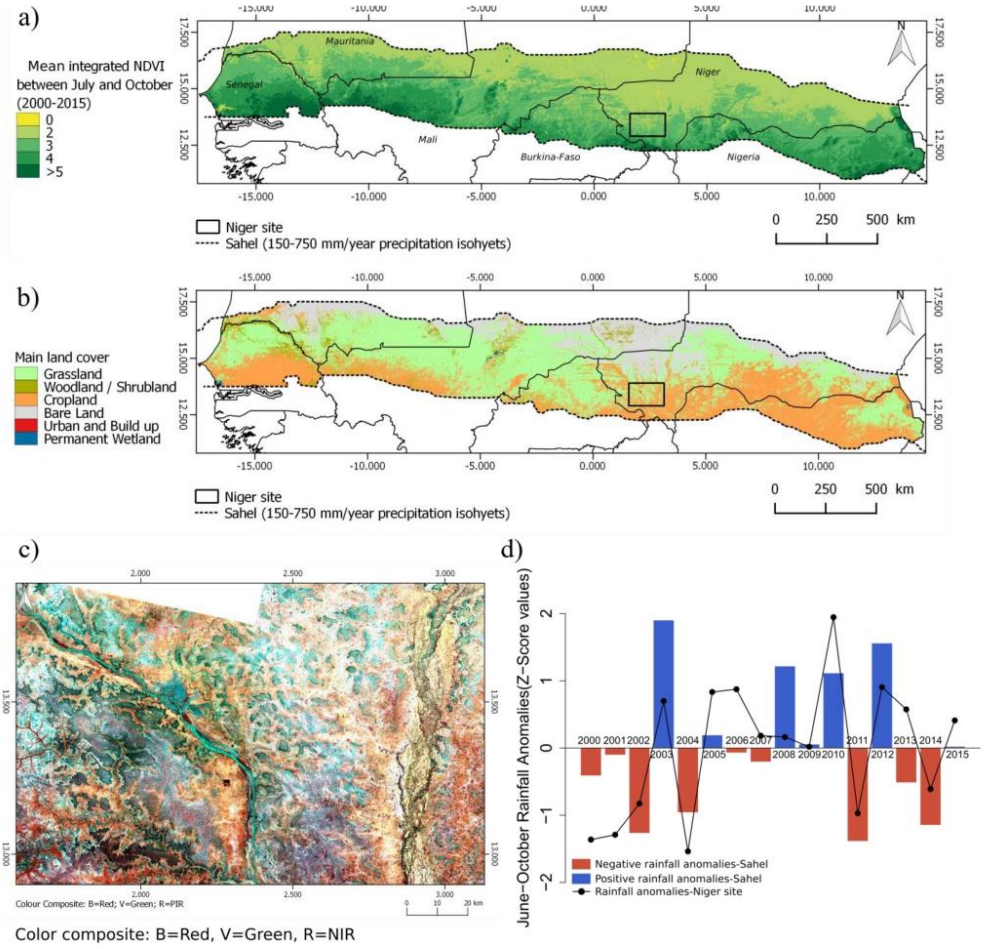


Fig. 2. The study sites. a) Mean integrated NDVI between July and October over the western Sahel zone; b) Main land cover classes (MODIS Land Cover Product, MCD12Q1), c) Landsat 8 image of the DCN site in September 2013 (red-green-NIR color composition), and d) anomalies of cumulated rainfall between June and October (deviation from the mean values over the 2000–2015 period) from the TRMM3B43 product over the western Sahel (bar) and the DCN site (line). (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

population increases in recent decades, most of the arable land is already under cultivation (Hiernaux et al., 2009).

3.2. Data sources and pre-processing

3.2.1. MODIS NDVI 16-day composite collection 6 data

A set of 16-day images of NDVI from the new MODIS products available at 250 m (MOD13Q1 collection 6; Didan, 2015) was downloaded. The images cover a period from 2000 to 2015 over the western Sahel zone. These images were used to analyze the NDVI trends as a proxy for biomass productivity changes. The MODIS product is corrected for atmospheric effects, including cirrus clouds and aerosols (Vermote et al., 2002) and preprocessed with the CV-MVC (Constrained View angle-Maximum Value Composites) algorithm to retain the best observations during each 16-day period using pre-composited (8-day) surface reflectance data (Didan, 2015). However, in areas with a marked rainy season such as the Sahel, residual noise can still be present due to remnant cloud cover, which tends to decrease NDVI values. Thus, in addition to the abovementioned preprocessing, a Savitzky-Golay filter was applied to reduce the noise in the NDVI time series (Chen et al., 2004) which allowed matching the upper envelope of the NDVI time series. Finally, the temporal resolution of the NDVI time series was reduced by cumulating the 16-day NDVI values on an annual basis to focus on vegetation growth and avoid noise related to non-vegetated areas or soil moisture contamination. Several methods have been proposed to compute "annual" NDVI values (e.g., Mbow et al., 2013) including NDVI annual sum (Brandt et al., 2015; Nicholson et al., 1998), the maximum growing season NDVI values (Eklundh and Olsson, 2003; Hickler et al., 2005) and the NDVI cumulated over the growing season after removing the dry season NDVI values (Anyamba and Tucker, 2005; Dardel et al., 2014a; Fensholt and Rasmussen, 2011; Tian et al., 2016). To minimize the potential impacts of woody cover (particularly

evergreen species) on the NDVI trend analysis (Brandt et al., 2015; Mbow et al., 2013), we restrict our analysis to the annual herbaceous growth season (both rangelands and croplands dominant in the Sahel; including also deciduous trees and shrubs). Thus, NDVI was integrated over the growing season (iNDVI), which takes place in the Sahel between July and October (Anyamba et al., 2014; Anyamba and Tucker, 2005; Dardel et al., 2014a; Fensholt and Rasmussen, 2011; Huber et al., 2011).

3.2.2. TRMM3B43 rainfall data

In the absence of a dense rain gauge network in the study area, a satellite rainfall estimation product was used in this study as a proxy for rainfall (Herrmann et al., 2005), namely, the merged TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) 3B43v7 dataset, which delivers rainfall estimates at monthly intervals and with 25 km spatial resolution. It combines infrared and microwave information from different sources and is calibrated with monthly rain gauge data to adjust for bias (Huffman et al., 2007). The TRMM data were downloaded from 2000 to 2015 and cumulated over 5 months (iRAIN, June–October) to take the time lag between rainfall and vegetative response into account (Fensholt and Rasmussen, 2011; Helldén and Tottrup, 2008). To allow the comparison between iNDVI and iRAIN, the nearest neighbor resampling method was applied to the TRMM3B43 data to match the spatial resolution of the MODIS NDVI data.

3.2.3. Other geospatial data

As mentioned in the introduction, apart from the climate factors, land use and land cover changes (LULCC) are also considered as change factors in biomass productivity at the local scale. Thus, based on a literature analysis regarding the main drivers of LULCC changes in semi-arid areas (e.g., Brinkmann et al., 2012; Lambin et al., 2001; Teferi et al., 2013) and the availability of data, a set of nine variables was selected that covered three categories (Table 1): (1) natural constraints (slope, toposequence, and type of soil), (2) accessibility (Euclidean distances from roads, rivers, and villages, and traveling time to market), and (3) demography (mean population density for the 2000–2015 period and the change in population density between 2000 and 2015). Among natural constraints, slope is a determinant of soil erosion because it leads to soil fertility loss and chemical soil degradation (e.g., Okou et al., 2016), which, in turn, has an impact on vegetation growth. Slope and toposequence together act as a constraint for land management for cropland expansion in particular, because gentle slopes and low elevations are generally more suitable for agricultural activities (e.g., Teferi et al., 2013; van Asselen and Verburg, 2012). Lastly, soil type is recognized as one of the most important factors for vegetation growth and crop production due to nutrient availability, water retention capability or root conditions. Thus, soil type determines the probability of agricultural use.

All the variables related to accessibility are considered as drivers of agricultural expansion or intensification, with (1) transportation cost and physical accessibility to a piece of parcel (distance from roads), (2) suitability of land for agricultural use through water availability (distance from rivers), and (3) proximities of farms to markets, which determine the availability of farming inputs and the possibility of selling harvest products (distance from a city and traveling time to market; e.g., Brinkmann et al., 2012; Geist and Lambin, 2002, 2004; van Asselen and Verburg, 2012). Lastly, population density and changes in population density can be considered as proxies for potential pressures on natural resources induced by a growing need to increase food production or fuelwood (e.g., Geist and Lambin, 2002; Kindu et al., 2015; Lambin et al., 2001).

In addition to these variables, two climatic variables were also considered: trends in rainfall between 2000 and 2015 growing periods and mean rainfall for the 2000–2015 growing periods. These variables can have a direct impact on biomass productivity because they determine the type and the development of natural and cropped vegetation. They can give rise to LULCC due to a potential shift in land management (e.g., adaptation of cropping practices and strategies). When persistent changes in rainfall patterns occur (e.g., Keys and McConnell, 2005; Nutini et al., 2013; van Asselen and Verburg, 2012), changes in biomass productivity may also be the result.

Finally, a map of land cover change between 2001 and 2013 was used to analyze the hypothetical link between the iNDVI trends and the land cover change types. Classes of land cover change acquired from this map were also considered as a possible direct explanatory variable of biomass productivity changes (Fig. 3). The land cover change map was obtained by using a post-classification comparison approach of two land cover classifications derived from Landsat images. The images were classified using a supervised object-based expert classification, and the resulting land cover maps (2001 and 2013) were validated against a set of 1200 independent validation objects randomly selected over the DCN site. The observed land cover classes of each object were manually labelled through visual interpretations of Google Earth® high resolution satellite images and Landsat images for each date. An overall accuracy of 88% for 2001 and 82% for 2013 was obtained assuming that the validation dataset obtained by photo interpretations was free of error. The resulting land cover change map was composed of six land cover classes characterized by no change between 2001 and 2013 (plateaus, waterbodies, cropland—both fallow and grassland—degraded hillslopes, bare soil and natural vegetation) and three classes characterized by changes: areas of cropland loss (cropland in 2001 and degraded hillslopes, bare soil or natural vegetation in 2013), areas with natural vegetation expansion (degraded hillslopes or bare

Table 1
Variables used as possible drivers of biomass productivity changes over the DCN site.

Variable class	Variable name	Definition and units	Data source	Spatial resolution
Climatic	RAIN_M	Mean growing period rainfall 2000–2015 (mm/year)	TRMM3B43	25 km
	RAIN_TREND	Growing period rainfall trend (OLS) 2000–2015	TRMM3B43	25 km
Natural constraints	SLOPE	Slope (degree)	SRTM DEM 30 +	30 m
	TOPO	Toposequence	SRTM DEM 30 +	
	SOIL	Type of soil	Harmonized World Soil Database-IIASA[a]	1 km
Accessibility	DIST_RIV	Euclidean distance from river (meters)	SRTM DEM 30 +	vector
	DIST_CIT	Euclidean distance from villages with > 1000 habitants (meters)	National Institute of Statistics, Niger	vector
	DIST_ROAD	Euclidean distance from road (meters)	GIST Portal [b]	vector
	MARKET	Traveling time from city market with a population > 20.000 (hours)	HarvestChoice [c]	1 km
Demography	POP_DENS	Mean population density for the 2000–2015 period	AfriPop[d]	1 km
	POP_DIFF	Population density difference between 2000 and 2015	AfriPop[d]	1 km
Land Cover Changes	LAND_COV	Land Cover Changes between 2001 and 2013 (10 classes)	Landsat 5 and Landsat 8	30 m

[a] http://webarchive.iiasa.ac.at/Research/LUC/External-World-soil-database/HTML/
[b] https://gistdata.itos.uga.edu/.
[c] http://harvestchoice.org/data/tt_20k
[d] http://www.worldpop.org.uk/.

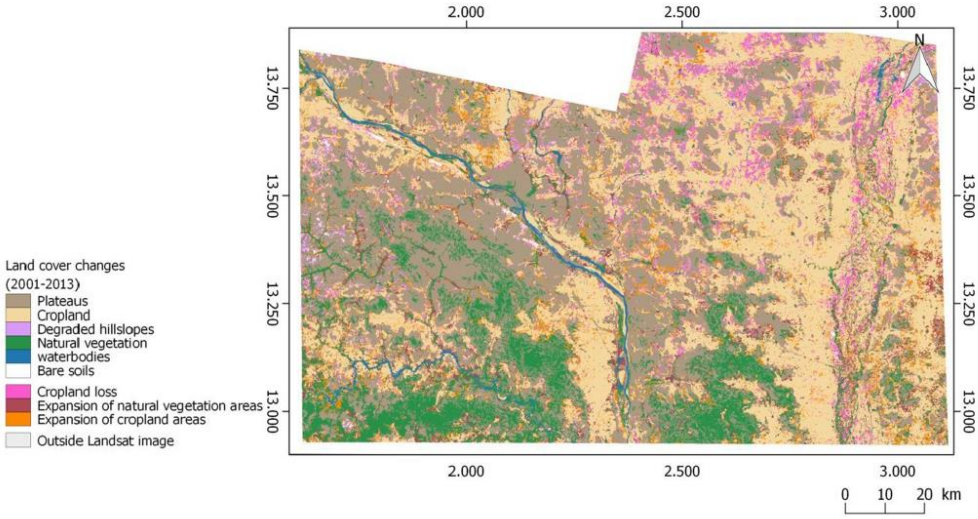


Fig. 3. Map of the land cover changes over the DCN site between 2001 and 2013 derived from Landsat images.

soil in 2001 but natural vegetation in 2013), and areas of cropland expansion (degraded hillslopes, bare soils or natural vegetation in 2001 and cropland in 2013).

4. Methods

4.1. NDVI trends

To investigate the NDVI changes, pixel-wise temporal trends (iNDVI) were computed over the western Sahel zone during the 2000–2015 period using an Ordinary Least Squares (OLS) regression. OLS is considered as a simple but robust way to detect long-term trends in NDVI time series (e.g., Anyamba et al., 2014; Helldén and Tottrup, 2008; Ibrahim et al., 2015). OLS measures the relationship between the iNDVI as a dependent variable and time (i.e., in the present case 16 years) as an independent variable and is represented by the following equation:

$$\text{Linear model} \qquad \text{iNDVI} = \alpha + \beta\text{Time} \qquad (1)$$

where α is the y-intercept, which gives iNDVI values at the start of the observed period, and β is the slope coefficient, which measures the rate of change of iNDVI per unit of Time.

By using Ordinary Least Squares regression as a means to measure change in iNDVI, we assumed in this study that changes in biomass productivity occur as gradual and linear processes through time. However, this approach cannot detect abrupt breaks in the time series and will necessarily obscure the existence of short-term trends as previously mentioned by Jamali et al. (2014).

To examine the consistency of trends over time, the *p*-values of two-sided Student's *t*-tests were computed for the slope coefficients (β). While it has recently been suggested by Colquhoun (2014) to consider at least a p-value < 0.001 to make conclusions concerning the significance of obtained results, to be consistent with most of studies on NDVI trend analysis, all trends at the 95% confidence level (p-value < 0.05) or higher were considered statistically significant (i.e., null hypothesis H0: $\beta = 0$). Nonetheless, different classes of significance ($0.01 < p$-value < 0.05, $0.001 < p$-value < 0.01 and p-value < 0.001) are also presented. The direction of change (an increase or decrease in biomass production) was determined by analyzing the sign of the slope coefficient.

4.2. Drivers of NDVI trends at the regional level

4.2.1. NDVI-rainfall correlation

In semi-arid areas such as in the Sahel, the biomass production, and thus NDVI, is known to be highly dependent on rainfall, both the inter-annual rainfall variability as well as the timing and intra-seasonal distribution of rainfall events. Since annual rainfall is usually considered as the main driver of biomass production, we focused this study only on the growing season rainfall. The pixel-wise Pearson correlation coefficient (r) between iNDVI (July–October NDVI) and iRAIN (June–October RAIN) over the 2000–2015 period was calculated for each pixel to evaluate the nature and strength of the NDVI-rainfall relationship. The iNDVI-iRAIN relationship was considered statistically significant at the 95% level (p-value < 0.05, corresponding to $r = 0.49$). The predicted values of iNDVI for each year and each pixel from the observed iRAIN were then computed.

4.2.2. Residual NDVI trends (RESTREND)

Because biomass production is greatly controlled by inter-annual rainfall variability in semi-arid environments, the trends in iNDVI contain a significant rainfall signal. As suggested by Evans and Geerken (2004), to distinguish rainfall-induced changes from changes induced by other factors, the rainfall component must be removed from the iNDVI signal. To isolate the iNDVI trends not explained by rainfall, we computed the pixel-wise iNDVI residuals (RESTREND; Wessels et al., 2007)—the difference between the observed iNDVI and the predicted iNDVI. However, while it has been suggested that RESTREND is a useful method for detecting vegetation changes independent of rainfall (e.g. Wessels et al., 2007), it is not without inherent limitations and its validity is subjected to several requirements owing to its dependence to RUE, as recently discussed in Rishmawi and Prince (2016). Particularly, the use of RESTREND is relevant only in cases where significant linear relationships between iNDVI and iRAIN are observed (Fensholt et al., 2013; Fensholt and Rasmussen, 2011; Wessels et al., 2012). For cases with

high levels of changes, the relationship between iNDVI and iRAIN sometimes becomes weak, thus making the RESTREND method unreliable (Wessels et al., 2012). In the present study, pixels with no significant vegetation productivity to rainfall correlation ($r < 0.49$) were excluded from the residual analysis. Any trend in the iNDVI residuals could then be interpreted as a change in biomass production independent of growing seasonal rainfall, assuming other causative factors such as land cover or land use changes. Trends in the iNDVI residuals were computed following the approach used for the iNDVI and assuming that the MODIS NDVI and TRMM3B43 measurements were error-free thus not affecting the significance of the RESTREND regression line. However, if rainfall data are accompanied by a measure of errors, a correction can be applied in the process to test the significance of RESTREND values as in Rishmawi and Prince (2016).

4.2.3. Mapping the main drivers of NDVI trends over the Sahel

The conceptual approach developed in this study relies on the fact that biomass productivity dynamics (using iNDVI trends as a proxy) on a per-pixel basis result mainly from interactions with climate (i.e. rainfall) and human factors. Thus, we postulated that if we could isolate the climatic factors from the human factors, the relative roles of both factors in NDVI trends could be assessed and mapped.

While most studies isolate rainfall-driven biomass production changes from changes induced by human factors (hereafter referred to as "other factors") using either RUE or RESTREND analyses (e.g. Evans and Geerken, 2004; Ibrahim et al., 2015; Prince et al., 2007; Wessels et al., 2007), this study proposes a classification scheme to assign relative roles to rainfall and other causative factors in NDVI changes.

This classification scheme results in a set of 6 possible decision rules based on the slope of the iNDVI trend, the iNDVI-iRAIN coefficient of correlation and the slope of the iNDVI residual trend (Table 2). It reflects the assumption that biomass production could be driven (i) only by rainfall, (ii) only by factors other than rainfall, or (iii) by a combination of both factors (rainfall and other factors). The combination case was not taken into account when considering the first two methods. The impact of other factors is assessed using the slope of the iNDVI trend corrected from the rainfall effect (i.e., NDVI residual trend), for which a positive trend (slope > 0) means that vegetation productivity increases more than can be explained by rainfall alone, and a negative trend (slope < 0) means that vegetation productivity decreases more than can be explained by rainfall alone (Table 2). Thus, a positive iNDVI trend (i.e., an increase in biomass productivity) associated with a significant iNDVI-iRAIN correlation ($r > 0.49$) and a significant positive trend in iNDVI residual (slope > 0) indicates that the vegetation growth benefits both from rainfall and from other factors because—after removing the rainfall effect—a positive trend can still be observed in iNDVI (Table 2). In contrast, if a significant iNDVI-iRAIN correlation is observed together with an iNDVI residual negative (slope < 0) or non-significant trend (p-value < 0.05), the observed vegetation growth is due mainly to the rainfall factor. Finally, when there is no iNDVI-iRAIN correlation, it means that vegetation growth benefits only from factors other than rainfall (Table 2). The same reasoning is followed to interpret a negative iNDVI trend.

The results of the iNDVI trends main drivers' map over the Sahel are then illustrated through different case studies extracted from the literature.

4.3. Drivers of NDVI trends over the DCN site

To extend the analysis of the underlying factors of the iNDVI trends, a Random Forest algorithm (RF) was used to classify and identify the most important factors at the local level. To accomplish this, the previous two classes (i.e., "rainfall factor" and "other factor" used at the regional level) were disaggregated into 14 potential drivers and used as explanatory variables in RF (Table 1), while iNDVI trend classes (negative, positive, or no significant trends) were treated as the variables to be explained. RF is an ensemble learning method based on bagging (repeated selecting of random sampling with replacement) and used for classification. It combines large numbers of classification trees to optimize classification accuracy (Breiman, 2001). RF fits several small classification trees based on random samples of observations and a random sample of variables. These small classification trees are then aggregated, and the resulting class is elected by a majority vote (Breiman, 2001). Here, first and foremost, we were interested in identifying the drivers with the most important contributions in distinguishing the different iNDVI trend classes. Thus, we benefited from the capacity of RF to determine variable importance in a classification process using the RF internal variable importance measures. In the present study, we focused on the mean decrease in accuracy. The mean decrease in accuracy consists of a random permutation of explanatory variables in the construction of the classification trees. It then measures the difference in the accuracy (named Out-Of-the-Bag error and computed internally on the samples not used during tree construction) before and after the switching process (Cutler et al., 2007). Thus, in our case study, the larger the decrease in accuracy is, the higher the importance of the drivers is in explaining iNDVI trends. In this study, the RF algorithm was implemented using the RandomForest package available in R (Liaw and Wiener, 2002).

5. Results

5.1. NDVI trends analysis

We found that 79% of the pixels of the western Sahel zone are characterized by no significant iNDVI trend (Table 3; Fig. 4a) and that most of the significant trends were positive (16%). Among these, 20% were highly significant (p-value < 0.001; Table 4; Fig. 4a). When analyzing the spatial pattern of the iNDVI trends (Fig. 4a), we observed that the changes in iNDVI across the western Sahel zone are spatially heterogeneous. The iNDVI trends were positive over the western Sahel (mainly in Mali, Mauritania and Burkina Faso, <2°W) while the eastern part of the western Sahel (>0°, mainly Niger and Nigeria) is predominantly characterized by a strong reduction in iNDVI over the period 2000–2015 (p-value < 0.001 or p-value < 0.01; Table 4). This spatial distribution of iNDVI trends appears to be the result of a recent process because it is generally observed only in studies conducted from approximately 2011 or later (e.g., Dardel et al., 2014b) and not in older studies (those conducted before 2007) (e.g., Herrmann et al., 2005; Huber et al.,

Table 2
Classification rules to disentangle rainfall-driven NDVI changes from changes induced by other factors.

iNDVI trend (p-value < 0.05)	Coefficient of correlation iNDVI-iRAIN	iNDVI residual trend (p-value < 0.05)	Interpretation of the iNDVI trend
Positive iNDVI trend (slope > 0)	$r > 0.49$	Slope > 0	Rainfall factor and other factors
	$r > 0.49$	Slope < 0 or Slope (p-value > 0.05)	Rainfall factor
	$r < 0.49$		Other factors
Negative iNDVI trend (slope < 0)	$r > 0.49$	Slope < 0	Rainfall factor and other factors
	$r > 0.49$	Slope > 0 or Slope (p-value > 0.05)	Rainfall factor
	$r < 0.49$		Other factors

Table 3
Distribution of the iNDVI and iNDVI Residual trends (p-value <0.05) over the western Sahel region and the DCN site obtained using MODIS NDVI and TRMM3B43 time series images between 2000 and 2015.

		Trend types (p-value < 0.05)		
		Linear negative	Linear positive	No trend
Western Sahel	NDVI trend (%)	5	16	79
	Residual trend (%)[a]	2	13	85
DCN site	NDVI trend (%)	29	4	67
	Residual trend (%)[b]	10	5	85

[a] Among the 56% of pixels with a significant NDVI-rainfall correlation over the western Sahel.
[b] Among the 7.6% of pixels with a significant NDVI-rainfall correlation over the DCN site.

2011). It is also in agreement with a study (Brandt et al., 2016) that covers the same period (2000–2014) but focuses on woody vegetation land cover changes. When analyzing the DCN site level, the spatial distribution of trends differed from those at the western Sahel level (Fig. 5a; Table 3). While the western Sahel zone exhibits mainly linear positive trends (i.e., a greening trend), the distribution of linear trends was reversed for the DCN site, where negative linear trends accounted for 29% of the study area. Among these, 31% were highly significant (p-value < 0.001; Table 4; Fig. 6a) meaning that the last 16 years (2000–2015) have been marked by a reduction in biomass productivity (i.e., a "browning" trend).

5.2. Drivers of NDVI trends at the regional level

5.2.1. The NDVI-rainfall relationships

Slightly over half (56%) of the Sahelian belt exhibited significant iNDVI-iRAIN linear relationships, but this proportion fell to 7.6% for the DCN site. The spatial pattern of the iNDVI-iRAIN correlation showed that the area with low correlation seemed to be associated with highly significant negative changes (p-value < 0.001 and $\beta < 0$) in biomass production. This is particularly visible in Niger, as already noted by Fensholt and Rasmussen (2011) (Fig. 5a and Fig. 5b).

5.2.2. NDVI residual trends analysis

For pixels marked by a significant vegetation productivity-rainfall relationship, the iNDVI residuals represent the part of herbaceous biomass production that is not fully explained by rainfall variability during the growing season. Fig. 4c shows the geographical distribution of trends in the iNDVI residuals throughout the western Sahel; Fig. 5c shows the same trends for the DCN site, and Table 3 lists the distribution of the trend types. Large areas without significant trends were detected (85%); however, some areas (e.g., east of Senegal or central part of Mali) displayed highly positive trends in the iNDVI residuals (13% of the residual trends). These correspond to spatially consistent areas where the herbaceous biomass production increased more than could be explained by rainfall only. When looking at the distribution of iNDVI residual trend types over the DCN site (Table 3), only 15% consisted of significant trends, of which approximately two-thirds were highly negative. Some authors have suggested that this NDVI decline trend may be due to land use or land cover changes around the city of Niamey (Anyamba et al., 2014; Kaptué Tchuenté et al., 2015), an assumption explored hereafter.

5.2.3. Mapping the main drivers of NDVI over the Sahel

The respective roles of rainfall and other factors of change in iNDVI changes were assessed following the rule sets presented in Table 2. Fig. 6a shows that half the increase in biomass production over the 2000–2015 period is explained by factors other than rainfall only (52%; Fig. 6b), and the other half is explained by rainfall alone or rainfall combined with other factors. The rainfall factor-driven trends occurred over a specific area: from the south of Mauritania to the north of Burkina Faso. The decrease in biomass production was mainly explained by the impacts of factors other than rainfall (88%), while the combination of both rainfall and other factors accounted for 11% of the negative iNDVI trends and could be pinpointed in the north of Nigeria. Fig. 5c shows a zoomed area of the DCN site, making it clear that both increases and decreases in biomass production seemed to be mainly driven by factors other than rainfall only (90% and 98%, respectively). However, increases in biomass production occurred in only a few areas—mainly in the eastern portion of the site—while the rest of the DCN site was dominated by a degradation in vegetation conditions.

5.3. Drivers of NDVI trends at the local level

As noted previously, the DCN site presented large areas of negative iNDVI trends for which rainfall did not appear to be the main driver (Fig. 6c). A local analysis was conducted to explore the interpretation of potential underlying causes more deeply.

As a first overview, we analyzed the distribution of trend types on the basis of land cover changes. From Table 5, it can be observed that lateritic plateaus, degraded hillslopes, natural vegetation and, to a lesser extent, cropland loss (Fig. 3) are land cover classes where a clear pattern in the distribution of trend types is particularly notable. Specifically, these classes experienced a strong decrease in biomass production between 2000 and 2015 (47% for plateaus, 38% for degraded hillslopes, 29% for natural vegetation and 25% for cropland loss). For the other types of land cover classes, no clear trend patterns were observed.

Then, a RF algorithm was employed to identify the most important drivers of iNDVI changes based on the importance variable measures provided. The importance variables were used for both the general model (i.e., for all types of trend) and for each trend class separately, allowing a specific assessment of drivers. The overall accuracy of the final RF model was estimated at 80%. Fig. 7 shows the relative importance of the contribution of the five most important variables to the RF classification model generated by considering rainfall, natural constraints, accessibility, demography and land cover data. For trend types or for the overall RF model, the three most contributions are, in order of importance, the mean growing period rainfall, the distance from villages, and the type of soils. Other contributing variables are the travel time from markets and the distance of farms from rivers, except for linear negative trends for which land cover changes and topography are the most important variables, in accordance with the results shown in Table 5.

The analysis of the distribution of trend types for the five RF most important variables (Fig. 8) indicates that areas far from villages (> 6 km), from rivers (> 8 km) and from markets (> 2 h) were more prone to undergo decreases in biomass production (i.e., a linear negative trend). In contrast, the areas with increased biomass production (i.e., a linear positive trend) generally occurred around villages (< 6 km) and close to rivers (< 8 km) and markets (< 2 h).

6. Discussion

6.1. NDVI trends between 2000 and 2015

For the period 2000–2015, our results revealed that linear positive iNDVI trends occurred mainly in the central part of Mali or southern portion of Mauritania. These results correspond with recent greenness trends reported by Hoscilo et al. (2014), who considered the 2001–2010 period based on SPOT-VGT NDVI time series, and with Cho et al. (2015), based on MODIS EVI acquired between 2000 and 2009. Our results also agreed with previous regional-scale findings that analyzed NDVI trends over longer time periods based on GIMMS NDVI data (Anyamba et al., 2014; Dardel et al., 2014b; Herrmann et al., 2005; Huber et al., 2011; Seaquist et al., 2009), thus verifying a longer-term process.

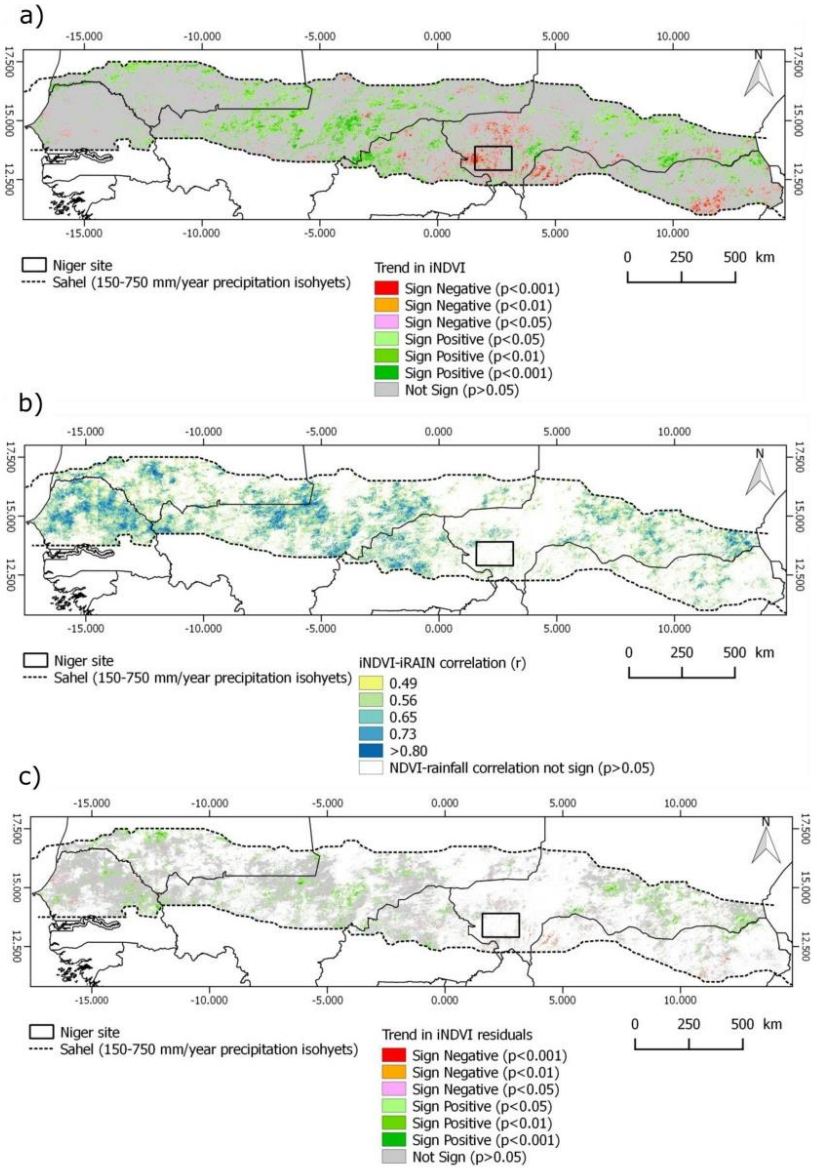


Fig. 4. Spatial distribution over the western Sahel of a) the MODIS **iNDVI** trends; b) the correlation coefficient between MODIS **iNDVI** and TRMM3B43 June–October rainfall (significant at the 5% level for $r = 0.49$); c) the iNDVI residual trends obtained for pixels with a significant linear NDVI-rainfall relationship during the 2000–2015 period.

In contrast, hotspots of highly significant negative iNDVI trends were highlighted along the western Niger and the Niger-Nigeria border. In this area, regardless of what period is considered, what data is used, or which analysis techniques were employed, western Niger (corresponding to the Tillaberi province) has been recognized as an area of consistent degradation in biomass production since at least the beginning of the 21st century, according to the works of Boschetti et al. (2013) over the 1998–2010 period, or Hoscilo et al. (2014) over the 2001–2010 period. More generally, however, this browning trend has been observed since the 1980s (e.g., Huber et al., 2011 over the 1982–2007 period or Dardel et al., 2014b over the 1982–2011 period).

One salient point of difference between this study and previous studies concerned Senegal. This country has been considered as a hotspot of greening trends regardless of which period is considered

Table 4
Distribution of the iNDVI trends types according to their significance level over the western Sahel region and the DCN site using MODIS NDVI time series between 2000 and 2015.

	Trend types (p-value < 0.05)					
	Linear negative			Linear positive		
	p-Value < 0.001	0.001 < p-value < 0.01	0.01 < p-value < 0.05	p-Value < 0.001	0.001 < p-value < 0.01	0.01 < p-value < 0.05
Western Sahel NDVI trend (%)	20	30	50	11	29	60
DCN site NDVI trend (%)	31	32	37	14	30	57

(e.g., Brandt et al., 2014b; Fensholt and Rasmussen, 2011; Huber et al., 2011), but we found mainly non-significant iNDVI trends. Based on the findings of a recent study, conducted over the same period but focusing on woody cover changes during the dry season (Brandt et al., 2016), we can assume that the generally observed greening trend in Senegal is probably more closely linked to a positive trend in vegetation productivity of long-living woody cover (evergreen species), while annual herbaceous layer (including also some deciduous trees and shrubs) has probably had inter-annual variations (i.e., no trend) as shown in our study. This assumption is supported by the studies of Brandt et al. (2015), which are based on ground-based herb biomass estimations, and of Kaptué Tchuenté et al. (2015).

6.2. Drivers of NDVI at the regional level

6.2.1. The mitigating impact of rainfall on NDVI trends

As expected, iNDVI in the Sahel was found to be correlated with iRAIN over a large part of the study area. Nevertheless, this dependence on growing season rainfall is not general, because areas of low correlation (i.e., $r < 0.49$) were found in Niger and in northern Mali, among others. For those areas, observed changes in biomass production are due to factors other than rainfall (e.g., temperature) or human factors (e.g., LULCC) that could have a stronger influence than rainfall variability. In the northern part of the western Sahel (the arid zone), this low correlation could be explained by the very patchy distribution of vegetation as well as the low annual rainfall: both are factors that are not correctly captured by satellite sensors. For the remaining portion of the western Sahel, when considering water availability as the sole driver ignoring, for now, other potential drivers, the low iNDVI-iRAIN correlation could be explained by: (i) greater dependence of herbaceous biomass production on intra-annual rainfall distribution and its timing rather than the total amount of annual growing season rainfall or (ii) a possible water supply other than rainfall. For the latter case, for areas such as the inner Niger delta (Mali) or along the river in southwest Niger, we can assume that vegetation production is less rainfall-limited due to exogenous stream flows, as already mentioned by Huber et al. (2011). In any case, this is valid only if water availability is the single determinant of vegetation growth, which is rarely the case at local scales where vegetation growth is determined by complex interactions between multiple drivers. By focusing our study on the 2000–2015 period, we provided a new insight on the impact of rainfall on vegetation over recent years. In contrast to studies conducted over earlier periods that generally showed an overall positive NDVI-rainfall correlation (e.g., Fensholt et al., 2012; Herrmann et al., 2005), this study showed that in recent years, only 56% of the area has a significant NDVI-rainfall correlation, meaning that for a large part of the Sahelian areas, the broadly accepted predominance of annual rainfall variability on vegetation growth and dynamics is now challenged by other factors.

This is reinforced by the analysis of the NDVI residual trends that were used to detect trends in biomass production induced by factors other than rainfall such as land use changes or population pressure. Our study revealed mainly areas of positive iNDVI residual trends in the eastern part of the western Sahel (e.g., Senegal or Mali) meaning that biomass production has increased more than can be explained by rainfall. This result was also consistent with the findings of Fensholt and Rasmussen (2011), who found positive trends in the western part of the Sahel based on a RUE linear trend analysis using residual NDVI estimates (which can be considered equivalent to the RESTREND method) for the 1982–2007 period. For these areas, this suggests that iNDVI positive trends are temporally and spatially constant. The iNDVI residual trends obtained in this study were also spatially consistent with the study of Kaptué Tchuenté et al. (2015) and Ibrahim et al. (2015) who found areas of positive residual trends located mainly in Senegal and Mali over two 30-year periods (1983–2012 and 1982–2012, respectively).

6.2.2. Case study analyses of NDVI trends from the literature

A classification scheme based on iNDVI trend, the iNDVI/iRAIN correlation and iNDVI residual trend was proposed as an original contribution to the existing literature on the underlying drivers of vegetation changes over the Sahelian zone. Here, we illustrate our results in the light of available independent knowledge. Four specific sites (numbered from 1 to 4 in Fig. 6a) where studies have previously been carried out were identified in the literature and used here.

In Senegal (zone 1, Fig. 6a), we found some areas that were characterized by an increase in biomass production due to a combination of rainfall and other factors. In this study, these other factors were found to be dominant for biomass production increases in the western part of the Sahel. However, in some areas (close to where Senegal, Mauritania and Mali meet), rainfall and other-induced factors all played a significant role. For the Senegalese part, according to Tappan et al. (2004), this corresponds to the Shield ecoregion, which is characterized by low human population density and low environmental pressures, leading to a high degree of biodiversity for both fauna and flora. Thus, we could assume that the relatively high rainfall and the relative stability of summer rainfall since the 2000s (Funk et al., 2012) have favored the growth of woody and crop vegetation.

The second site we identified is situated in Soum province in northern Burkina Faso (zone 2, Fig. 6a) for which we found a predominance of negative iNDVI trends explained by other factors. This corresponded to the area studied by Rasmussen et al. (2014), according to whom the NDVI trends observed in the northern part of their study area were closely linked to landscape elements (plateaus and slopes). They suggested that a possible explanation was a loss of woody cover, possibly induced by increased grazing.

Third, near the city of Tahoua in Niger (zone 3, Fig. 6a), we found a small area of increase in biomass production due to other factors. This corresponded to the area of the "Keita Project," which was launched in 1982 with the objective of increasing food security while combating desertification by promoting soil and water conservation, natural resource management, and reforestation (Tarchiani et al., 2008), as mentioned previously by Herrmann et al. (2005).

Finally, the region of Zinder in south Niger (zone 4, Fig. 6a) also displayed a significant increase in biomass production induced by other factors. Since the late 1980s, farmers from the Zinder region have been encouraged to reforest their fields through the Farmer-Managed Natural Regeneration (FMNR) project, which concentrates on protecting and managing the regeneration of small trees and shrubs among cropped fields (Reij et al., 2009). In the mid-2000s, it was estimated that nearly 1 million ha have been affected by FMNR, with a tree density ranging between 20 and 120 trees/ha (Larwanou et al.,

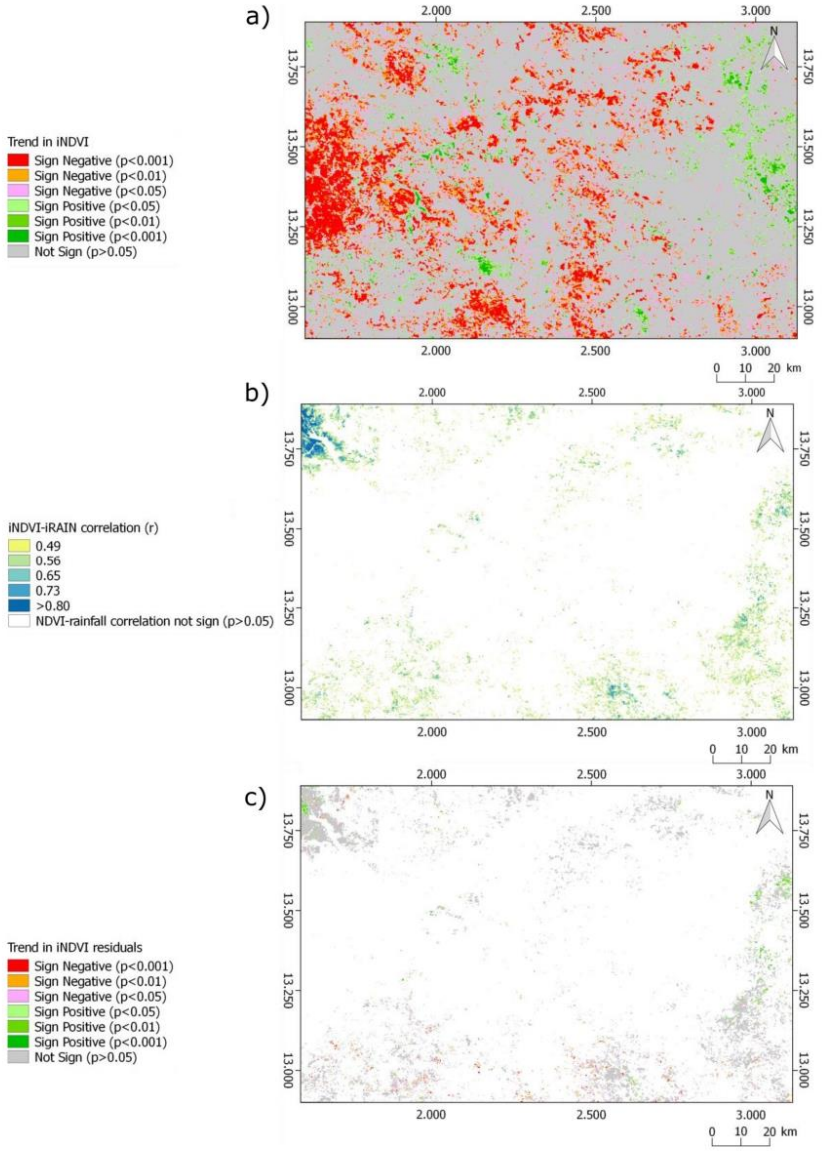


Fig. 5. Spatial distribution over the DCN site of a) the MODIS iNDVI trends; b) the correlation between MODIS iNDVI and TRMM3B43 June–October rainfall (significant at the 5% level for $r = 0.49$); and c) the iNDVI residual trends obtained for pixels with a significant NDVI-rainfall linear relationship during the 2000–2015 period.

2006). Thus, by increasing the density of the woody cover, one impact of FMNR is, among others, the improvement of soil fertility through the decomposition of plant litter, added nutrient supply from animals due to the integration of livestock in cropping systems, and the conservation of nitrogen-fixing species such as *Faidherbia albida* (Reij et al., 2009). As a consequence of this improvement in soil fertility, crop productivity increased; thus, positive iNDVI trends were observed.

Apart from these specific case studies, where possible explanations can be found in the literature, the method developed here can only help localize and identify the main drivers of biomass production dynamics. Exact causes of the observed trends must be determined by more detailed analyses at a finer scale.

6.3. Drivers of NDVI trends in the DCN site

6.3.1. Explaining the overall trends

Even though biomass production dynamics result from complex interactions between different factors, in arid environments such the

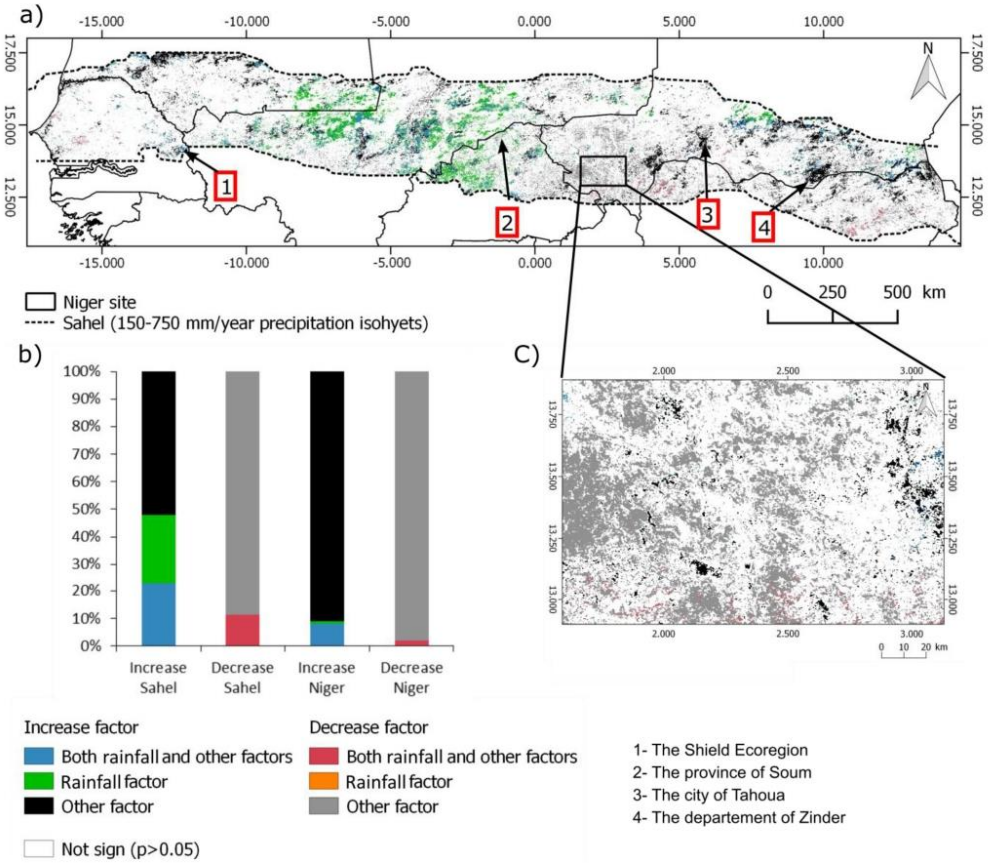


Fig. 6. a) Spatial distribution of the main drivers of the biomass production changes over the western Sahel; b) distribution of driver types according to the direction of changes (increase or decrease) for western Sahel and the DCN site; and c) zoomed area of the DCN site.

western Sahel, rainfall is considered as an overriding factor. Thus, we expected that variables related to rainfall would be the most important factors of discrimination between all trend type classes. Our assumptions were verified by the RF model because overall, as well as for each of the four trend type classes, the rainfall averaged over all growing seasons, not the individual 16 years, from 2000 to 2015 was identified as the most important driver for the classification. This means that iNDVI trends were, above all, sensitive to the spatial distribution of rainfall (latitudinal variations probably lead to variations in vegetation types) rather than its inter-annual distribution. This is in agreement with previous studies such as Cutler et al. (2007), who stated that the most important factor selected by the RF model should correspond to our knowledge of biophysical principles. However, we can note that the other four drivers were not linked to rainfall. They included distance from villages, distance from rivers, travel time to markets and soil type. These results strengthened the idea that human activities

Table 5
Distribution of trend types according to land cover and land cover changes[a] between 2001 and 2013.

		Linear negative (29%)	Linear positive (4%)	No trend (67%)	Total
No change	Plateaus (34.45%)	47	2	51	100
	Cropland (35.40%)	14	5	81	100
	Degraded hillslopes (2.05%)	38	2	60	100
	Natural vegetation (12%)	29	6	65	100
Changes	Cropland loss (3.82%)	25	4	71	100
	Natural vegetation expansion (5.35%)	20	9	71	100
	Cropland expansion (5.13%)	21	5	74	100

[a] Waterbodies and bare soil classes were excluded from the analysis because they represent a non-significant area (< 1%).

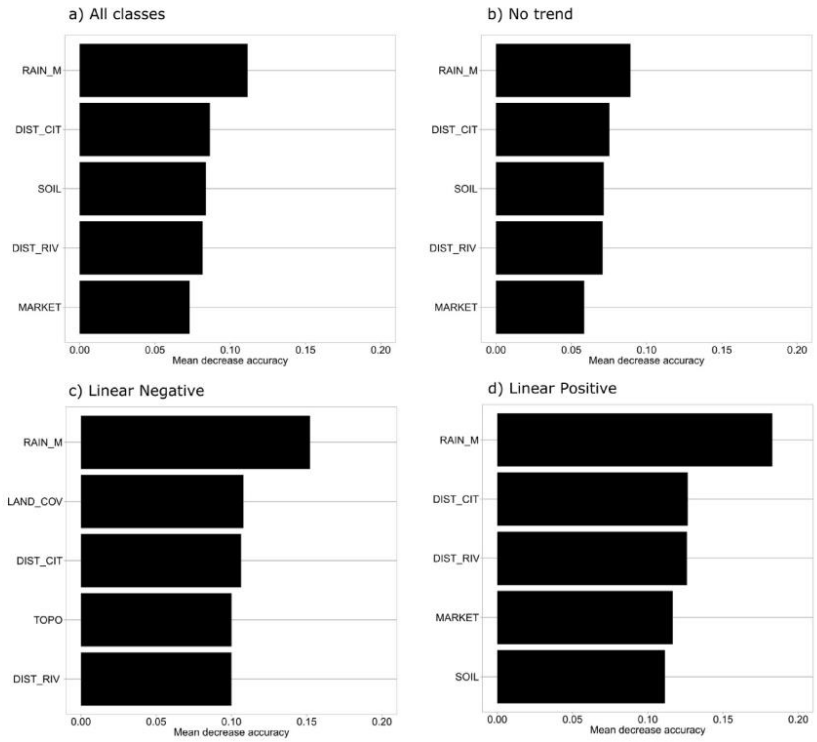


Fig. 7. Importance of variables in the Random Forest model according to NDVI trend classes over the DCN site: a) all classes; b) no trend; c) linear negative trend; and d) positive linear trend. Only the first five variables are displayed. Their importance is given in the "Mean decrease in accuracy". See Table 1 for variable abbreviations.

as well as environmental conditions (potential water availability or soil fertility) are important for biomass production. This also made it possible to confirm the relevance of the approach developed on a regional level as an initial approach to assess the relative role of rainfall and other factors in biomass production changes.

6.3.2. Linear negative trends

We found that linear negative trends were mainly related to the lateritic plateaus and, in general, to less accessible areas. In our study area, as in the whole Sahel, lateritic plateaus and degraded hillslopes (corresponding to plateaus edge areas) are covered by tiger bush, a typically banded vegetation pattern consisting of trees and bushes in alternating strips of dense vegetation separated by bare soils or low herbaceous cover. In previous studies (e.g. Brinkmann et al., 2012; Leblanc et al., 2008), a decrease in the tiger bush vegetation cover on lateritic plateaus around Niamey has been observed since the 1960s. A possible cause for this tiger bush degradation is overexploitation to satisfy the demand of the city of Niamey for fuelwood and extraction of certain tree species for traditional medicine. Thus, the expected growth in population, estimated at 66 million by 2050 for Niger (FEWS NET, 2014), together with an increase in urban population, will probably lead to increasing pressures on these woodlands. In addition to the overexploitation of wood, tiger bush is also prone to overgrazing from livestock increases because formerly pastoral lands are being converted into cropped areas (Hiernaux et al., 2009). According to the National Institute of Niger (INS, 2014) the livestock population in the Tillaberi region was estimated at 4,791,000 head in 2006 and nearly 5,800,000 head in 2011. The decrease in woody coverage induced by wood harvesting and pasture is a common concern for many Sahel regions (van Vliet et al., 2013) such as those around Sikasso in Mali (Brinkmann et al., 2012) or in the Ferlo in Senegal (Brandt et al., 2014a). The same explanations for degradation may hold for areas with natural vegetation because most of them (particularly in the south of the DCN site) likely correspond to vegetation on lateritic plateaus misclassified as natural vegetation.

Areas that experienced crop loss (i.e. crop abandonment) were also prone to biomass production degradation (Table 5). As Bégué et al. (2011) and Leroux et al. (2014) highlighted, in the Sahel, cropped vegetation tends in some cases to have a higher NDVI value than natural vegetation, particularly degraded savannahs with sparse vegetation, suggesting that a decrease in iNDVI should be expected when croplands are abandoned. In addition, cropland (which includes fallow land and grassland) was also prone to grazing pressure, meaning that high stocking rates, soil trampling and changes in the species composition may have contributed to a decrease in biomass production (Hiernaux et al., 2016).

6.3.3. Linear positive trends

The analysis of Table 5 shows that 10% of cropped areas in 2013 (cropland and cropland expansion) displayed an increase in biomass production. The importance of accessibility factors in linear positive trends (Fig. 7) highlights the fact that they are key variables for agricultural expansion or intensification because they reduce transportation costs and allow better accessibility to markets for both seed purchasing and harvest selling. Another potential explanation for the increase in biomass production for both croplands and natural vegetation might

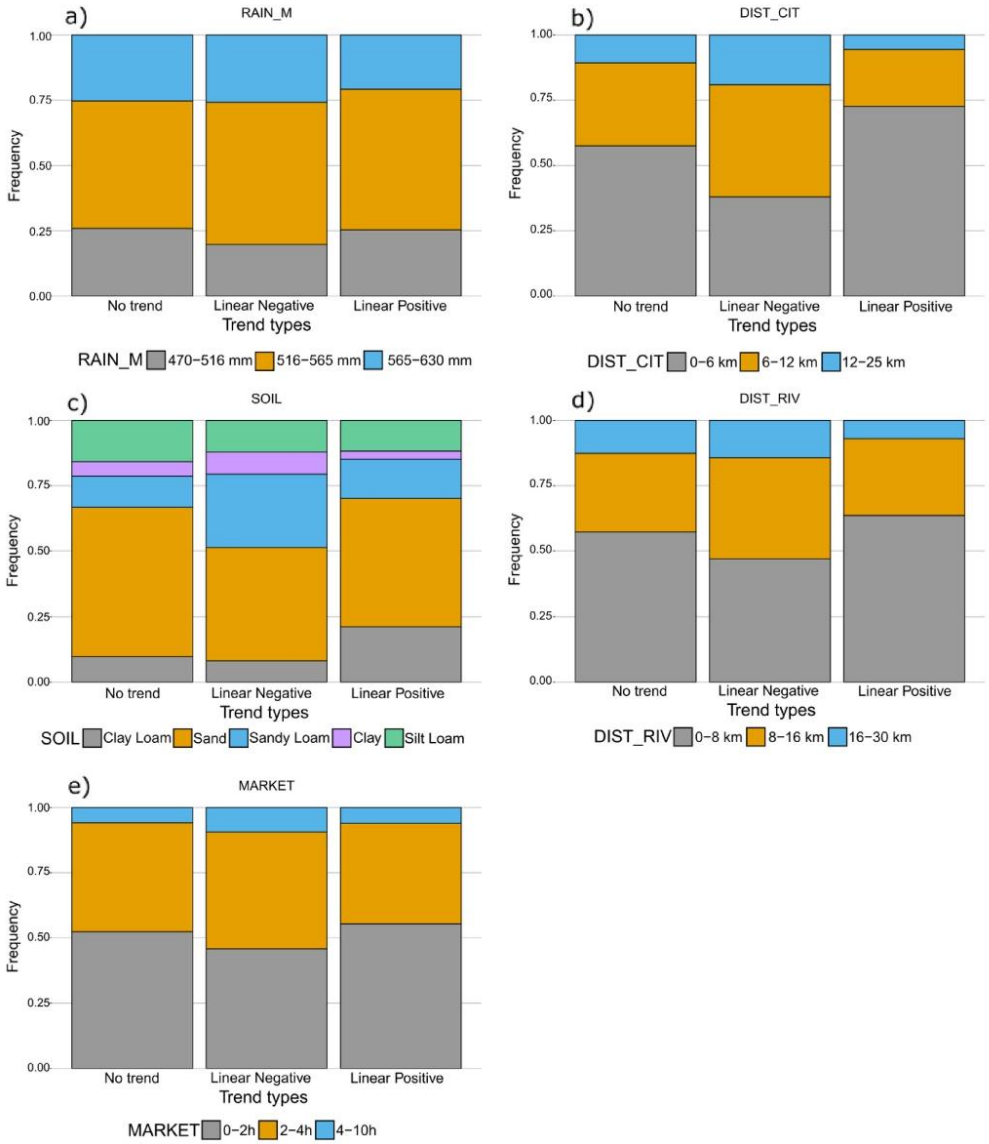


Fig. 8. Distribution of trend types for the five most important Random Forest variables a) mean growing period rainfall; b) Euclidean distance from villages; c) type of soil; d) Euclidean distance from rivers; and e) traveling time from city market; for the DCN site.

be a direct consequence of the degradation of tiger bushes, because such degradation certainly leads to more runoff due to an increase in bare areas (Galle et al., 1999) and, thus, leads to more water being available for vegetation growth in the valleys. Moreover, San-Emeterio et al. (2013) also referred to a densification of ligneous vegetation cover in lowlands between 1965 and 2010 that was linked to the development of irrigated vegetable gardens, thus positively affecting biomass production.

6.3.4. No significant trends

Finally, it is interesting to note that a large share of cropland (81%) did not change significantly in terms of biomass production between 2000 and 2015. This lack of change can be considered an important issue in the context of a growing population, because food requirements increase accordingly. In the area of the Niamey Square Degree, land use was characterized by an increase in the length of the cropping period and a reduction in fallow periods, resulting in frequent shifts between

cropping and fallowing periods since the 1950s (Hiernaux et al., 2009; Loireau, 1998). In our land cover classification, we considered the crop domain (both crop and fallow areas). Thus, shifting cultivation practices can influence year-to-year biomass production and be considered as displaying no significant trends.

6.4. General discussion

6.4.1. Interpretation, methodological and validation issues

In this study, iNDVI is considered as an indicator of biological productivity and thus of land degradation or greening. Still, some studies have highlighted that changes in biodiversity or species composition may lead to a greening trend while not inducing environmental improvements (Brandt et al., 2014a, b; Herrmann and Tappan, 2013). For example, based on ground measurements in Senegal, Herrmann and Tappan (2013) found a reduction in woody species richness despite a greening trend observed in NOAA AVHRR data. This type of change can have great importance for the assessment of livestock fodder availability, particularly when it results in an increase in unpalatable species (e.g., Mbow et al., 2013; Olsen et al., 2015). Care must thus be taken when associating variables such as iNDVI with food availability.

For both our analysis at regional and local levels, the relevance of our approach can be challenged by the use of an inconsistent dataset in terms of spatial and temporal resolutions and geospatial properties (e.g., point data, continuous data, from 30 m to 25 km spatial resolution). This is particularly true for complex environments characterized by high spatial heterogeneity in processes. For instance, the best resolution used here is 30 m, but most of the processes certainly occurred at a finer scale. In addition, it has been shown that the results of the Random Forest variable importance measures from the R RandomForest package can be biased by an artificial variable selection when data of varying types and scales are used (Strobl et al., 2007). In particular, the coarse resolution of the TRMM data (25 km), which is associated with a strong latitudinal gradient, leads to a simplified patterned image composed of East-West bands following the gradient that can have an effect on the bootstrap sampling replacement and lead to a higher selection probability in each individual classification tree. The importance of the mean growing period rainfall (RAIN_M) in the RF model might be a result of this algorithm weakness.

Finally, as pointed out previously (e.g., Herrmann et al., 2005; Nutini et al., 2013; Brandt et al., 2014b; Rasmussen et al., 2014), ground information is needed to validate trend analyses and to check whether observed trends are truly due to the drivers identified. This is also a major concern for LULCC studies, as previously highlighted by van Vliet et al. (2013) in their meta-analysis of cropland changes. Nevertheless, the validation of trends requires time-series of biomass data with a spatial and temporal scale suitable for comparison with remote sensing time series. For instance, to check whether degradation trends in tiger bush areas are caused by the overexploitation of woody vegetation for firewood and overgrazing, spatialized and quantitative information on livestock and firewood trading is required. In addition, local knowledge (both expert and traditional) might be a valuable source of information for interpreting trends and is still largely underused in remote sensing studies (Mbow et al., 2015).

6.4.2. Perspectives for food security policies

A specific application of the findings of our study can be considered in the framework of food security monitoring systems. Currently, the food security monitoring is mostly a result of Early Warning Systems (EWS), which primarily focus on food production by monitoring agricultural production and agroclimatic events. EWS have both a warning role when crises occur and a monitoring role from a long-term perspective. In most existing EWS, time-series vegetation indices are used to assess current vegetation conditions and phenology through the production of anomaly maps. Thus, they act only on food insecurity situations due to particular circumstances (e.g., adverse climatic events, pests or diseases) and focus on short-term quick fixes. However, for some countries (such as Niger), food insecurity has become endemic; for such cases, the scientific community agrees that there is a need for long-term structural solutions (The World Bank, 2013). By focusing more specifically on agricultural and pasture lands, the approach developed here could not only help to assess the vulnerability of populations and to delineate areas with decreases in crop and grassland production but also to target zones with good potential where long-term food security planning policies can be implemented. In addition, for countries in the Sahel, long-term monitoring of natural vegetation areas is also of great importance because, for example, harvesting and selling timber are among the proven coping strategies used during times of food shortages. Finally, because food security is not exclusively reliant on agricultural production, the whole food system must be considered to provide efficient food insecurity mitigation (Ericksen, 2008; Verburg et al., 2013b). In that way, by contextualizing regional land changes with local studies, our study contributes to a better understanding of the land system changes which, in turn, are considered as key drivers of the food system. Thus, our study can help by supporting proposals for context-specific food security policies (Ericksen, 2008).

7. Conclusion

This study contributes to the burgeoning scientific literature on the "re-greening" of the Sahel by further exploring the factors that have contributed to vegetation changes over the last 16 years and by considering both regional and local drivers. A bridge between vegetation trend analysis and LULCC studies is thus proposed. Our study showed clear spatial patterns of increasing/decreasing trends in biomass production over the western Sahel for the period 2000–2015. Within the areas of increasing trends, about half could be related to a combination of rainfall and other factors, whereas only the other factors were necessary for to explain the other half. Within the areas of decreasing trends, factors other than rainfall were predominant. At local level over the DCN site, biomass production trends were estimated from different potential drivers using a Random Forest algorithm. Here, we found that biomass production degradation was linked to specific land cover classes such as lateritic plateaus as well as to accessibility factors. By focusing on herbaceous vegetation, our study is complementary to the study of Brandt et al. (2016), which focused on woody vegetation. Taken together, these two studies form the most "up-to-date" analysis of the recent vegetation cover changes in the Sahel.

While most studies to date have relied mainly on coarse spatial resolution data such as MODIS or NOAA-AHRR, in the future, the study of complex and spatially variable processes underlying vegetation changes will benefit from the availability of high resolution satellite Sentinel-2, which has been active since June 2015. This satellite offers new prospects for both long- and short-term monitoring of Sahelian ecosystems. In particular, by providing time series of frequent high quality observations, we expect detailed analyses of LULCC covering the entire Sahel, allowing a better interpretation of NDVI changes at regional levels. For example, although it is still a challenge today to link changes in agricultural production to intensification of agricultural practices or expansion of agricultural lands, we hope that this information will become more accessible in the near future and thus able to benefit a wide range of issues such as food security.

Acknowledgments

Louise Leroux is supported by CIRAD and by the Centre National d'Etudes Spatiales (CNES-TOSCA "Dynafrique" Project). This research was also conducted as part of the SIGMA European Collaborative Project (FP7-ENV-2013 SIGMA - Stimulating Innovation for Global Monitoring of Agriculture and its Impact on the Environment in support of GEOGLAM project http://www.geoglam-sigma.info/Pages/default.aspx) funded by the European Commission (603719). The authors are

thankful to the four anonymous reviewers for their critical comments and suggestions to improve the manuscript.

References

Ali, A., Lebel, T., 2009. The Sahelian standardized rainfall index revisited. Int. J. Climatol. 29:1705–1714. http://dx.doi.org/10.1002/joc.

Andela, N., Liu, Y.Y., Van Dijk, A.I.J.M., De Jeu, R.A.M., McVicar, T.R., 2013. Global changes in dryland vegetation dynamics (1988–2008) assessed by satellite remote sensing: comparing a new passive microwave vegetation density record with reflective greenness data. Biogeosciences 10:6657–6676. http://dx.doi.org/10.5194/bg-10-6657-2013.

Anyamba, A., Small, J., Tucker, C.J., Pak, E., 2014. Thirty-two years of Sahelian zone growing season non-stationary NDVI3g patterns and trends. Remote Sens. 6:3101–3122. http://dx.doi.org/10.3390/rs6043101.

Anyamba, A., Tucker, C.J., 2005. Analysis of Sahelian vegetation dynamics using NOAA-AVHRR NDVI data from 1981–2003. J. Arid Environ. 63:596–614. http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.03.007.

Asrar, G., Fushs, M., Kanemasu, E.T., Hatfield, J.L., 1984. Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. Agron. J. 76, 300–306.

Bégué, A., Vintrou, E., Ruelland, D., Claden, M., Dessay, N., 2011. Can a 25-year trend in Soudano-Sahelian vegetation dynamics be interpreted in terms of land use change? A remote sensing approach. Glob. Environ. Chang. 21:413–420. http://dx.doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2011.02.002.

Boschetti, M., Nutini, F., Brivio, P.A., Bartholomé, E., Stroppiana, D., Hoscilo, A., 2013. Identification of environmental anomaly hot spots in West Africa from time series of NDVI and rainfall. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 78:26–40. http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.01.003.

Brandt, M., Hiernaux, P., Rasmussen, K., Mbow, C., Kergoat, L., Tagesson, T., Ibrahim, Y.Z., Wélé, A., Tucker, C.J., Fensholt, R., 2016. Assessing woody vegetation trends in Sahelian drylands using MODIS based seasonal metrics. Remote Sens. Environ. 183: 215–225. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2016.05.027.

Brandt, M., Mbow, C., Diouf, A.A., Verger, A., Samimi, C., Fensholt, R., 2015. Ground- and satellite-based evidence of the biophysical mechanisms behind the greening Sahel. Glob. Chang. Biol. 21, 1610–1620.

Brandt, M., Romankiewicz, C., Spiekermann, R., Samimi, C., 2014a. Environmental change in time series – An interdisciplinary study in the Sahel of Mali and Senegal. J. Arid Environ. 105:52–63. http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2014.02.019.

Brandt, M., Verger, A., Diouf, A., Baret, F., Samimi, C., 2014b. Local vegetation trends in the Sahel of Mali and Senegal using long time series FAPAR satellite products and field measurement (1982–2010). Remote Sens. 6:2408–2434. http://dx.doi.org/10.3390/rs6032408.

Breiman, 2001. Random forest. Mach. Learn. 45, 5–32.

Brinkmann, K., Schumacher, J., Dittrich, A., Kadaore, I., Buerkert, A., 2012. Analysis of landscape transformation processes in and around four West African cities over the last 50 years. Landsc. Urban Plan. 105:94–105. http://dx.doi.org/10.1016/j.landurbplan.2011.12.003.

Chen, J., Jönsson, P., Tamura, M., Gu, Z., Matsushita, B., Eklundh, L., 2004. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky–Golay filter. Remote Sens. Environ. 91:332–344. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2004.03.014.

Cho, J., Lee, Y.-W., Lee, H.-S., 2015. The effect of precipitation and air temperature on land-cover change in the Sahel. Water Environ. J. 29:439–445. http://dx.doi.org/10.1111/wej.12118.

Colquhoun, D., 2014. An investigation of the false discovery rate and the misinterpretation of *p*-values. R. Soc. 1:1–16. http://dx.doi.org/10.1371/journal.pmed.0020124.

Cutler, D.R., Edwards, T.C., Beard, K.H., Cutler, A., Hess, K.T., Gibson, J., Lawler, J.J., 2007. Random forests for classification in ecology. Ecology 88:2783–2792. http://dx.doi.org/10.1890/07-0539.1.

D'Herbès, J.M., Valentin, C., 1997. Land surface conditions of the Niamey region: ecological and hydrological implications. J. Hydrol. 188–189, 18–42.

Dardel, C., Kergoat, L., Hiernaux, P., Grippa, M., Mougin, E., Ciais, P., Nguyen, C.C., 2014a. Rain-use-efficiency: what it tells us about the conflicting Sahel greening and Sahelian paradox. Remote Sens. 6:3446–3474. http://dx.doi.org/10.3390/rs6043446.

Dardel, C., Kergoat, L., Hiernaux, P., Mougin, E., Grippa, M., Tucker, C.J., 2014b. Re-greening Sahel: 30 years of remote sensing data and field observations (Mali, Niger). Remote Sens. Environ. 140:350–364. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.09.011.

Didan, K., 2015. MOD13Q1 MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250 m SIN Grid V006. (NASA EOSDIS Land Processes DAAC. http://doi.org/10.5067/MODIS/MOD13Q1.006).

Donohue, R.J., Roderick, M.L., McVicar, T.R., Farquhar, G.D., 2013. Impact of CO2 fertilization on maximum foliage cover across the globe's warm, arid environments. Geophys. Res. Lett. 40:3031–3035. http://dx.doi.org/10.1002/grl.50563.

Eklundh, L., Olsson, L., 2003. Vegetation index trends for the African Sahel 1982–1999. Geophys. Res. Lett. 30:1–4. http://dx.doi.org/10.1029/2002GL016772.

Ericksen, P.J., 2008. Conceptualizing food systems for global environmental change research. Glob. Environ. Chang. 18:234–245. http://dx.doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2007.09.002.

Estes, A.B., Kuemmerle, T., Kushnir, H., Radeloff, V.C., Shugart, H.H., 2012. Land-cover change and human population trends in the greater Serengeti ecosystem from 1984–2003. Biol. Conserv. 147:255–263. http://dx.doi.org/10.1016/j.biocon.2012.01.010.

Evans, J., Geerken, R., 2004. Discrimination between climate and human-induced dryland degradation. J. Arid Environ. 57:535–554. http://dx.doi.org/10.1016/S0140-1963(03)00121-6.

Fensholt, R., Langanke, T., Rasmussen, K., Reenberg, A., Prince, S.D., Tucker, C.J., Scholes, R.J., Le, Q.B., Bondeau, A., Eastman, R., Epstein, H., Gaughan, A.E., Hellden, U., Mbow, C., Olsson, L., Paruelo, J., Schweitzer, C., Seaquist, J., Wessels, K., 2012. Greenness in semi-arid areas across the globe 1981–2007 - an Earth Observing Satellite based analysis of trends and drivers. Remote Sens. Environ. 121:144–158. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2012.01.017.

Fensholt, R., Rasmussen, K., 2011. Analysis of trends in the Sahelian "rain-use efficiency" using GIMMS NDVI, RFE and GPCP rainfall data. Remote Sens. Environ. 115: 438–451. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2010.09.014.

Fensholt, R., Rasmussen, K., Kaspersen, P., Huber, S., Horion, S., Swinnen, E., 2013. Assessing land degradation/recovery in the African Sahel from long-term earth observation based primary productivity and precipitation relationships. Remote Sens. 5: 664–686. http://dx.doi.org/10.3390/rs5020664.

FEWS NET, 2014. Niger Food Security Brief.

Funk, C., Rowland, J., Adoum, A., Eilerts, G., Verdin, J., White, L., 2012. A climate trend analysis of Senegal. U.S. Geological Survey Fact Sheet 2012–3123.

Galle, S., Ehrmann, M., Peugeot, C., 1999. Water balance in a banded vegetation pattern. Catena 37:197–216. http://dx.doi.org/10.1016/S0341-8162(98)90060-1.

Geist, H., Lambin, E.F., 2002. Proximate causes and underlying driving forces of tropical deforestation. Bioscience 52:143. http://dx.doi.org/10.1641/0006-3568(2002)052[0143:PCAUDF]2.0.CO;2.

Geist, H.J., Lambin, E.F., 2004. Dynamic causal patterns of desertification. Bioscience 54: 817–829. http://dx.doi.org/10.1641/0006-3568(2004)054[0817:DCPOD]2.0.CO;2.

Hein, L., Ridder, N.D., 2006. Desertification in the Sahel: a reinterpretation. Glob. Chang. Biol. 12:751–758. http://dx.doi.org/10.1111/j.1365-2486.2006.01135.x.

Hein, L., Ridder, N.D., Hiernaux, P., Leemans, R., Wit, A.D., Schaepman, M.E., 2011. Desertification in the Sahel: towards better accounting for ecosystem dynamics in the interpretation of remote sensing images. J. Arid Environ. 75:1164–1172. http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2011.05.002.

Helldén, U., Tottrup, C., 2008. Regional desertification: a global synthesis. Glob. Planet. Chang. 64, 169–176.

Herrmann, S.M., Anyamba, A., Tucker, C.J., 2005. Recent trends in vegetation dynamics in the African Sahel and their relationship to climate. Glob. Environ. Chang. 15:394–404. http://dx.doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2005.08.004.

Herrmann, S.M., Hutchinson, C.F., 2005. The changing contexts of the desertification debate. J. Arid Environ. 63:538–555. http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.03.003.

Herrmann, S.M., Tappan, G., 2013. Vegetation impoverisment despite greening: a case study from central Senegal. J. Arid Environ. 90, 55–66.

Hickler, T., Eklundh, L., Seaquist, J.W., Smith, B., Ardo, J., Olsson, L., Sykes, M.T., Sjostrom, M., 2005. Precipitation controls Sahel greening trend. Geophys. Res. Lett. 32:1–4. http://dx.doi.org/10.1029/2005GL024370.

Hiernaux, P., Ayantunde, A., Kalilou, A., Mougin, E., Gérard, B., Baup, F., Grippa, M., Djaby, B., 2009. Trends in productivity of crops, fallow and rangelands in Southwest Niger: impact of land use, management and variable rainfall. J. Hydrol. 375:65–77. http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.01.032.

Hiernaux, P., Dardel, C., Kergoat, L., Mougin, E., 2016. Desertification, adaptation and resilience in the Sahel: lessons from long term monitoring of agro-ecosystems. In: Behnke, R., Mortimore, M. (Eds.), The End of Desertification?Springer, Berlin Heidelberg, Berlin, Germany:pp. 147–178 http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-16014-1.

Hoscilo, A., Balzter, H., Bartholomé, E., Boschetti, M., Brivio, P.A., Brink, A., Clerici, M., Pekel, J.F., 2014. A conceptual model for assessing rainfall and vegetation trends in sub-Saharan Africa from satellite data. Int. J. Climatol. 11. http://dx.doi.org/10.1002/joc.4231.

Huber, S., Fensholt, R., Rasmussen, K., 2011. Water availability as the driver of vegetation dyamics in the African Sahel from 1982 to 2007. Glob. Planet. Chang. 76, 186–195.

Huffman, G.J., Bolvin, D.T., Nelkin, E.J., Wolff, D.B., Adler, R.F., Gu, G., Hong, Y., Bowman, K.P., Stocker, E.F., 2007. The TRMM multisatellite precipitation analysis (TMPA): quasi-global, multiyear, combined-sensor precipitation estimates at fine scales. J. Hydrometeorol. 8:38–55. http://dx.doi.org/10.1175/JHM560.1.

Hulme, M., 2001. Climatic perspectives on Sahelian desiccation: 1973–1998. Glob. Environ. Chang. 11, 19–29.

Ibrahim, Y., Balzter, H., Kaduk, J., Tucker, C.J., 2015. Land degradation assessment using residual trend analysis of GIMMS NDVI3g, soil moisture and rainfall in sub-Saharan West Africa from 1982 to 2012. Remote Sens. 7:5471–5494. http://dx.doi.org/10.3390/rs70505471.

INS, 2014. Annuaire statistique du Niger 2008–2012: elevage [WWW document]. (URL). http://www.stat-niger.org/statistique/file/Annuaires_Statistiques/INS_2012/AS2008-2012ELEVAGE.pdf.

Jamali, S., Seaquist, J., Eklundh, L., Ardö, J., 2014. Automated mapping of vegetation trends with polynomials using NDVI imagery over the Sahel. Remote Sens. Environ. 141: 79–89. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.10.019.

Kaptué Tchuenté, A.T., Prihodko, L., Hanan, N.P., 2015. On regreening and degradation in Sahelian watersheds. Proc. Natl. Acad. Sci. 2015:1–6. http://dx.doi.org/10.1073/pnas.1509645112.

Keys, E., McConnell, W.J., 2005. Global change and the intensification of agriculture in the tropics. Glob. Environ. Chang. 15:320–337. http://dx.doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2005.04.004.

Kindu, M., Schneider, T., Teketay, D., Knoke, T., 2015. Drivers of land use/land cover changes in Munessa-Shashemene landscape of the south-central highlands of Ethiopia. Environ. Monit. Assess. 187:1–17. http://dx.doi.org/10.1007/s10661-015-4671-7.

Knauer, K., Gessner, U., Kuenzer, C., Dech, S., 2014. Remote sensing of vegetation dynamics in West Africa – a review. Int. J. Remote Sens. 35:6357–6396. http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2014.954062.

Lambin, E.F., Turner, B.L., Geist, H.J., Agbola, S.B., Angelsen, A., Bruce, J.W., Coomes, O.T., Dirzo, R., Fischer, G., Folke, C., George, P.S., Homewood, K., Imbernon, J., Leemans, R., Li, X., Moran, E.F., Mortimore, M., Ramakrishnan, P.S., Richards, J.F., Skånes, H.,

Steffen, W., Stone, G.D., Svedin, U., Veldkamp, T.a., Vogel, C., Xu, J., 2001. The causes of land-use and land-cover change: moving beyond the myths. Glob. Environ. Chang. 11:261–269. http://dx.doi.org/10.1016/S0959-3780(01)00007-3.
Larwanou, M., Abdoulaye, M., Reij, C., 2006. Etude de la Régénération Naturelle Assistée dans la Région de Zinder (Niger).
Lebel, T., Ali, A., 2009. Recent trends in the Central and Western Sahel rainfall regime (1990–2007). J. Hydrol. 375:52–64. http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.11.030.
Leblanc, M.J., Favreau, G., Massuel, S., Tweed, S.O., Loireau, M., Cappelaere, B., 2008. Land clearance and hydrological change in the Sahel: SW Niger. Glob. Planet. Chang. 61: 135–150. http://dx.doi.org/10.1016/j.gloplacha.2007.08.011.
Leroux, L., Bégué, A., Lo Seen, D., 2014. In: IEEE (Ed.), Regional analysis of crop and natural vegetation in West Africa based on NDVI metrics. IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium. Québec, Canada, pp. 5107–5110.
Liaw, A., Wiener, M., 2002. Classification and regression by randomForest. R news 2: 18–22. http://dx.doi.org/10.1177/154405910408300516.
Loireau, M., 1998. Espaces-Ressources-Usages: Spatialisation des Interactions Dynamiques Entre les Systèmes Sociaux et les Systèmes Écologiques au Sahel Nigérien.
Mbow, C., Brandt, M., Ouedraogo, I., de Leeuw, J., Marshall, M., 2015. What four decades of earth observation tell us about land degradation in the Sahel? Remote Sens. 7: 4048–4067. http://dx.doi.org/10.3390/rs70404048.
Mbow, C., Fensholt, R., Rasmussen, K., Diop, D., 2013. Can vegetation productivity be derived from greenness in a semi-arid environment? Evidence from ground-based measurements. J. Arid Environ. 97:56–65. http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2013.05.011.
Mutoko, M.C., Hein, L., Bartholomeus, H., 2014. Integrated analysis of land use changes and their impacts on agrarian livelihoods in the western highlands of Kenya. Agric. Syst. 128:1–12. http://dx.doi.org/10.1016/j.agsy.2014.04.001.
Myneni, R.B., Williams, D.L., 1994. On the relationship between FAPAR and NDVI. Remote Sens. Environ. 49:200–211. http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(94)90016-7.
Nicholson, S.A., 2005. On the question of the "recovery" of the rains in the West African Sahel. J. Arid Environ. 63:615–641. http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.03.004.
Nicholson, S.E., Tucker, C.J., Ba, M.B., 1998. Desertification, drought, and surface vegetation: an example from the West African Sahel. Bull. Am. Meteorol. Soc. 79, 815–829.
Nutini, F., Boschetti, M., Brivio, P.A., Bocchi, S., Antoninetti, M., 2013. Land-use and land-cover change detection in a semi-arid area of Niger using multi-temporal analysis of Landsat images. Int. J. Remote Sens. 34, 4769–4790.
Okou, F.A.Y., Tente, B., Bachmann, Y., Sinsin, B., 2016. Regional erosion risk mapping for decision support: a case study from West Africa. Land Use Policy 56:27–37. http://dx.doi.org/10.1016/j.landusepol.2016.04.036.
Olsen, J.L., Miehe, S., Ceccato, P., Fensholt, R., 2015. Does EO NDVI seasonal metrics capture variations in species composition and biomass due to grazing in semi-arid grassland savannas? Biogeosciences 12:4407–4419. http://dx.doi.org/10.5194/bg-12-4407-2015.
Olsson, L., Eklundh, L., Ardo, J., 2005. A recent greening of the Sahel — trends, patterns and potential causes. J. Arid Environ. 63:556–566. http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.03.008.
Pettorelli, N., Vik, J.O., Mysterud, A., Gaillard, J., Tucker, C.J., Stenseth, N.C., 2005. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. Trends Ecol. Evol. 20:503–510. http://dx.doi.org/10.1016/j.tree.2005.05.011.
Pricope, N.G., Husak, G., Lopez-Carr, D., Funk, C., Michaelsen, J., 2013. The climate-population nexus in the East African Horn: emerging degradation trends in rangeland and pastoral livelihood zones. Glob. Environ. Chang. 23:1525–1541. http://dx.doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2013.10.002.
Prince, S.D., 1991. Satellite remote sensing of primary production: comparison of results for Sahelian grasslands 1981-1988. Int. J. Remote Sens. 12, 1301–1313.
Prince, S.D., Brown de Colstoun, E., Kravitz, L.L., 1998. Evidence from rain-use efficiencies does not indicate extensive Sahelian desertification. Glob. Chang. Biol. 4, 359–374.
Prince, S.D., Wessels, K., Tucker, C.J., Nicholson, S.E., 2007. Desertification in the Sahel: a reinterpretation of a reinterpretation. Glob. Chang. Biol. 13:1308–1313. http://dx.doi.org/10.1111/j.1365-2486.2007.01356.x.
Rasmussen, K., Fensholt, R., Fog, B., Vang Rasmussen, L., Yanogo, I., 2014. Explaining NDVI trends in northern Burkina Faso. Geogr. Tidsskr. J. Geogr. 114:17–24. http://dx.doi.org/10.1080/00167223.2014.890522.
Reij, C., Tappan, G., Smale, M., 2009. Agroenvironmental Transformation in the Sahel: Another Kind of "Green Revolution".
Rishmawi, K., Prince, S., 2016. Environmental and anthropogenic degradation of vegetation in the Sahel from 1982 to 2006. Remote Sens. 8:948. http://dx.doi.org/10.3390/rs8110948.
Rishmawi, K., Prince, S., Xue, Y., 2016. Vegetation responses to climate variability in the northern arid to sub-humid zones of Sub-Saharan Africa. Remote Sens. 8:910. http://dx.doi.org/10.3390/rs8110910.
San-Emeterio, J.L., Alexandre, F., Andrieu, J., Génin, A.M., 2013. Changements socio-environnementaux et dynamiques des paysages ruraux le long du gradient bioclimatique nord-sud dans le sud-ouest du Niger (régions de Tillabery et de Dosso). VertigO 13, 1–27.
Schlenker, W., Lobell, D.B., 2010. Robust negative impacts of climate change on African agriculture. Environ. Res. Lett. 5:14010. http://dx.doi.org/10.1088/1748-9326/5/1/014010.
Seaquist, J.W., Hickler, T., Eklundh, L., Ardo, J., Heumann, B.W., 2009. Disentangling the effects of climate and people on Sahel vegetation dynamics. Biogeosciences 6, 469–477.
Strobl, C., Boulesteix, A.L., Zeileis, A., Hothorn, T., 2007. Bias in random forest variable importance measures: illustrations, sources and a solution. BMC Bioinformatics 8:25. http://dx.doi.org/10.1186/1471-2105-8-25.
Tappan, G., Sall, M., Wood, E., Cushing, M., 2004. The West African land use and land cover project ecoregions and land cover trends in Senegal. J. Arid Environ. 59:427–462. http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2004.03.018.
Tarchiani, V., Di Vecchia, A., Genesio, L., Sorani, F., 2008. Monitoring drylands ecosystem dynamics for sustainable development policies: the Keita experience. In: Lee, C., Schaaf, T. (Eds.), The Future of Drylands. Springer, Netherlands, Dordrecht: pp. 395–407 http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4020-6970-3_38.
Teferi, E., Bewket, W., Uhlenbrook, S., Wenninger, J., 2013. Understanding recent land use and land cover dynamics in the source region of the Upper Blue Nile, Ethiopia: spatially explicit statistical modeling of systematic transitions. Agric. Ecosyst. Environ. 165:98–117. http://dx.doi.org/10.1016/j.agee.2012.11.007.
The World Bank, 2013. Agricultural Sector Risk Assessment in Niger: Moving from Crisis Response to Long-Term Risk Management.
Tian, F., Brandt, M., Liu, Y.Y., Verger, A., Tagesson, T., Diouf, A.A., Rasmussen, K., Mbow, C., Wang, Y., Fensholt, R., 2016. Remote sensing of vegetation dynamics in drylands: evaluating vegetation optical depth (VOD) using AVHRR NDVI and in situ green biomass data over West African Sahel. Remote Sens. Environ. 177:265–276. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.056.
Tucker, C.J., 1985. Satellite remote sensing of total herbaceous biomass production in the Senegalese Sahel: 1980–1984. Remote Sens. Environ. 17, 233–249.
Tucker, C.J., 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote Sens. Environ. 8, 127–150.
United Nations, 2013. World Population Prospects: The 2012 Revision, Highlights and Advance Tables.
van Asselen, S., Verburg, P.H., 2013. Land cover change or land-use intensification: simulating land system change with a global-scale land change model. Glob. Chang. Biol. 3648–3667. http://dx.doi.org/10.1111/gcb.12331.
van Asselen, S., Verburg, P.H., 2012. A land system representation for global assessments and land-use modeling. Glob. Chang. Biol. 18:3125–3148. http://dx.doi.org/10.1111/j.1365-2486.2012.02759.x.
van Vliet, N., Reenberg, A., Rasmussen, L.V., 2013. Scientific documentation of crop land changes in the Sahel: a half empty box of knowledge to support policy? J. Arid Environ. 95:1–13. http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2013.03.010.
Verburg, P.H., Erb, K.H., Mertz, O., Espindola, G., 2013a. Land system science: between global challenges and local realities. Curr. Opin. Environ. Sustain. 5:433–437. http://dx.doi.org/10.1016/j.cosust.2013.08.001.
Verburg, P.H., Mertz, O., Erb, K.H., Harberl, H., Wu, W., 2013b. Land system change and food security: towards multiscale land systems solutions. Curr. Opin. Environ. Sustain. 5, 1–9.
Vermote, E.F., El Saleous, N.Z., Justice, C., 2002. Atmospheric correction of MODIS data in the visible to middle infrared: first results. Remote Sens. Environ. 83:97–111. http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00089-5.
Wessels, K., Prince, S.D., Malherbe, J., Small, J., Frost, P., VanZyl, D., 2007. Can human-induced land degradation be distinguished from the effects of rainfall variability? A case study in South Africa. J. Arid Environ. 68:271–297. http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2006.05.015.
Wessels, K.J., van den Bergh, F., Scholes, R.J., 2012. Limits to detectability of land degradation by trend analysis of vegetation index data. Remote Sens. Environ. 125:10–22. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2012.06.022.
Zhu, Z., Piao, S., Myneni, R.B., Huang, M., Canadell, J.G., Ciais, P., Sitch, S., Friedlingstein, P., Arneth, A., Stocker, B.D., Poulter, B., Koven, C., 2016. Greening of the Earth and its drivers. Nat. Clim. Chang. 3004:1–6. http://dx.doi.org/10.1038/nclimate3004.

A SPATIALIZED ASSESSMENT OF ECOSYSTEM SERVICE RELATIONSHIPS IN A MULTIFUNCTIONAL AGROFORESTRY LANDSCAPE OF SENEGAL.

Leroux, L., Clermont-Dauphin, C., Ndienor, M., Jourdan, C., Roupsard, O., Seghieri, J., 2022. A spatialized assessment of ecosystem service relationships in a multifunctional agroforestry landscape of Senegal. Science of The Total Environment 853, 158707. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.158707

Science of the Total Environment 853 (2022) 158707

Contents lists available at ScienceDirect

Science of the Total Environment

journal homepage: www.elsevier.com/locate/scitotenv

A spatialized assessment of ecosystem service relationships in a multifunctional agroforestry landscape of Senegal

L. Leroux [a,b,c,*], C. Clermont-Dauphin [d], M. Ndienor [e], C. Jourdan [d,f], O. Roupsard [d,f,g], J. Seghieri [d]

[a] CIRAD, UPR AIDA, Nairobi, Kenya
[b] AIDA, Univ Montpellier, CIRAD, Montpellier, France
[c] IITA, Nairobi, Kenya
[d] Eco&Sols, Univ Montpellier, CIRAD, INRAE, IRD, Montpellier SupAgro, Montpellier, France
[e] Laboratoire National de Recherches sur les Productions Végétales, ISRA, Dakar, Senegal
[f] CIRAD, UMR Eco&Sols, BP1386, CP18524, Dakar, Senegal
[g] LMI IESOL, Centre IRD-ISRA de Bel Air, BP1386, CP18524, Dakar, Senegal

HIGHLIGHTS

- Ecosystem services synergy is key to foster the multifunctionality of agriculture.
- Relationships among 10 ecosystem services were studied in an agroforestry parkland.
- Remote sensing, field data, statistical modeling and ES mapping methods were used.
- Overall, trade-offs and losses were dominant in the Senegalese *F.albida* parkland.
- Synergies were dominant only at a distance up-to 10-m from *F.albida* trees.

ARTICLE INFO

Editor: Paulo Pereira

Keywords:
Ecosystem services mapping
Trade-offs
Synergies
Remote sensing
Spatial co-occurrence
F. albida parkland

ABSTRACT

Agroforestry systems are an integral part of Sub-Saharan agricultural landscapes. Studies conducted at tree or plot scales on the supply of ecosystem services (ES) suggest that agroforestry practices are a promising way to build multifunctional agricultural landscapes. However, the current characterization and understanding of how multiple ES are associated across such heterogeneous agricultural landscapes are still limited. This study provides the first characterization of the multiple ESs supplied by a Sahelian *Faidherbia albida* agroforestry parkland and their relationships. Relying on field data for 11 ES indicators, recent advances in remote sensing-derived information, and blending different ES mapping approaches, we first assessed the spatial heterogeneity of the supply of each ES. We found that the majority of ES indicators remained below ES potential values over the study area by 25 % to 50 %, revealing that there is a considerable scope for increasing the ES supply in the *F. albida* parkland. Then, using a scoring approach, we analyzed the supply of multiple ESs. We observed a large number of hotspots and a clear effect of the proximity of *F. albida* trees fostering the supply of multiple ESs in their vicinity. Finally, we mapped and analyzed the dominant relationships – trade-offs, synergies or losses – between ESs from a cooccurrence spatial approach. We showed that significant trade-offs and losses (58 % of the area) between ESs can exist in the *F. albida* parkland. Interestingly, we also showed that synergies occurred mainly up to 10 m from the *F. albida* trees, suggesting that synergies need to be increased beyond this threshold. By adopting an original ES valuation framework, we provided basic insights into ESs and their relationships. The different maps and information generated can support public debates and target new policies fostering the multifunctionality of *F. albida* parklands as well as in various other parklands of West Africa.

1. Introduction

Globally, >700 million people still suffer from hunger in 2021, and projections are that 8 % of the world population will still facing hunger in 2030 (FAO et al., 2022). Those figures are far from the "zero hunger" goal defined when the Sustainable Development Goals were set-up in 2015 by

* Corresponding author at: CIRAD, UPR AIDA, Nairobi, Kenya.
E-mail address: louise.leroux@cirad.fr (L. Leroux).

http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.158707
Received 30 May 2022; Received in revised form 6 September 2022; Accepted 8 September 2022
Available online 11 September 2022
0048-9697/© 2022 Elsevier B.V. All rights reserved.

the United Nations (United Nations, 2016). This is particularly acute in Sub-Saharan Africa (SSA) where agriculture faces the triple challenge of feeding a population of 3.1 billion by 2100 (Vollset et al., 2020), while limiting the expansion of agricultural land and reducing its footprint on the environment (Foley et al., 2011). The majority of food production in SSA comes from smallholder farms (Frelat et al., 2016). However, the agricultural productivity in the region is still low (Giller et al., 2021), with farmer yields that are far from the potential yields (Affholder et al., 2013; van Ittersum et al., 2016), mainly due to suboptimal agricultural practices (Mueller et al., 2012; Silva et al., 2021). To meet these challenges, SSA smallholder agriculture needs to seek to move beyond the mere increase in the crop production function but rather increase the capacity of the agricultural landscape to provide multiple ecosystem services (ES) (DeClerck et al., 2015). ES have been defined by the Millennium Ecosystem Assessment as the benefits that human societies obtain from natural ecosystems (Millennium Ecosystem Assessment, 2005). By integrating the management of ES delivered by biodiversity into agricultural systems, it would be possible to move toward multifunctional agricultural landscapes (Cassman, 1999).

Agroforestry is defined as the combination of trees or woody shrubs and crops or pastures on the same piece of land (Nair, 1993) and has dominated the SSA agricultural landscapes for centuries (Zomer et al., 2014). This practice is recognized as one of the sustainable intensification practices (FAO, 2021). It is well known to provide a large spectrum of ES supporting livelihoods (Kuyah et al., 2016; Miller et al., 2020; Reed et al., 2017; Sinare and Gordon, 2015) in line with the current rural people's pluri-activity, covering a wide range of activities (e.g., agriculture, gathering, animal husbandry or construction.) around a wide range of natural resources (e.g., wood, fruits, honey, straw, leaves, grains and nuts). That is why agroforestry has been identified as a promising way to build multifunctional agricultural landscapes (Beillouin et al., 2021). A specific case of agroforestry systems commonplace in the Sahel, and more broadly in arid and semi-arid regions of SSA, are the indicated parklands, characterized by the deliberated preservation and management of multipurpose trees by farmers on agricultural land (Boffa, 1999). In particular, Sahelian parklands have been shown to improve agricultural productivity (Kho et al., 2001), soil carbon (Bayala et al., 2020) and nutrient concentrations (Kho et al., 2001), water infiltration (Bayala et al., 2008) and pest and disease control (Gworgwor, 2007; Sow et al., 2020). In addition, Sahelian parklands, through their ability to store carbon (Bayala et al., 2020), are considered an effective strategy for climate change mitigation and adaptation (Bayala et al., 2014; Skole et al., 2021). Last, Sahelian parklands can also contribute to household food security and livelihoods (Leroux et al., 2022) directly through the provision of foods (Ickowitz et al., 2014) or indirectly through income diversification (Alobo Loison, 2015) or the production of fuelwood (Adkins et al., 2012).

The ES-based approach applied to agriculture has been recognized as a way to increase the multifunctionality of agricultural landscapes (DeClerck et al., 2015). However, despite the large amount of literature on the assessment and quantification of ESs provided by Sahelian agroforestry parklands at the plot scale (Kuyah et al., 2016; Sinare and Gordon, 2015) on the one hand and the increasing call to foster the multifunctionality of agroforestry agricultural landscapes (Cardinael et al., 2020; Leakey, 2017) on the other, the analysis of the supply of multiple ESs at the landscape scale has been identified as a key knowledge gap (Sinare and Gordon, 2015). Indeed, studies that go beyond the tree or plot scale to assess the spatial pattern of ES provided by parkland systems and their interaction are largely lacking. However, considering the landscape scale in the assessment of multiple ES supply in Sahelian parklands is of great importance for (1) integrating the vast variability of the parkland physiognomy (Ndao et al., 2021b) and agricultural practices in this area, (2) identifying areas that are already providing several ES and hence (3) helping to define local management and policy strategies to boost the multifunctionality of Sahelian parklands (Andreotti et al., 2018). Few studies have tackled the challenge of analyzing the supply of multiple ESs at the landscape scale in parkland systems (Leroux et al., 2022; Sinare et al., 2016).

In addition, the assessment of ES provided by parklands is mainly done punctually by comparing two situations with the same tree species (e.g., tree-based systems vs. tree less, beneath tree crowns vs. outside tree crowns, Kuyah et al., 2019), while between these two extreme situations, a diversity of situations can occur due to the high heterogeneity in the composition, structuration (Ndao et al., 2021b) and management of Sahelian parklands. To our knowledge, only two studies have addressed the challenge of spatially assessing ES in Sahelian parklands, but those studies focused only on crop production and hence did not account for the potential relationships among several ES (Leroux et al., 2020; Roupsard et al., 2020).

Several concepts can be used to spatially quantify the ES and to explore the ecological relationships among them (Bennett et al., 2009) and hence to answer the different questions decision-makers might face to design management and local policies supporting the multifunctionality of Sahelian parklands. The first question is where the supply of a specific ES can be increased. Indeed, there is an inherent spatial heterogeneity in the supply of each ES depending on the management strategy and on environmental drivers at the plot scale but also at the landscape scale depending on the agricultural landscape composition and structure (e.g. Leroux et al., 2020; Soti et al., 2019). The spatial heterogeneity in the ES supply can thus be defined as the deviation (positive or negative) from expected on average for ES (Frei et al., 2018). The second question is which parklands areas are the greatest (i.e., with a high production of one or few ES) supplier of ES. Those areas, referred to as ES hotspots (Frei et al., 2018), are of great importance to produce ES and to understand the underlying drivers. Conversely, areas of low ES production are referred to as coldspots. The third question is how the supply of one ES in Sahelian parklands is related to the supply of another ES. This can take the form of trade-offs when one ES responds negatively to a change in other ES, synergies when two ES increase simultaneously and losses when a reduction is observed simultaneously in two ES (Lee and Lautenbach, 2016).

In addition to spatial and quantitative information, maps are useful tools for evaluating current practices and policies and their impacts on ESs at various scales and for different stakeholders (Pagella and Sinclair, 2014). Several approaches have been proposed in the literature for mapping multiple ESs and their ecological relationships (Mouchet et al., 2014) based on the spatial assessment of individual ES supplies derived from remote sensing information (Le Clec'h et al., 2016; Li et al., 2020) or ES models such as InVEST (Chen et al., 2021; Li et al., 2020; Vallet et al., 2018; Yan et al., 2021). Scoring approaches have been used to identify hotspots or coldspot areas based on the analysis of the statistical distribution of each ES indicator (Chen et al., 2021; Le Clec'h et al., 2019, 2016; Yan et al., 2021). Land use and land cover map-based approaches can also be used to map multiple ES supply attributes to each land cover group based on ground surveys (Le Clec'h et al., 2016; Sinare et al., 2016). Regarding the analysis of the relationships, spatial correlation is the most common and provides global information on the interactions between pairs of ESs (Orsi et al., 2020). Principal component analysis (PCA) is also a common approach used to identify ES clusters and their relationships (Le Clec'h et al., 2019, 2016). Last, spatial cooccurrence can be used to reveal whether ES are in low supply or high supply in the same place (Chen et al., 2021). However, while recent meta-analyses have recorded the existence of both synergies and trade-offs across SSA agroforestry practices (Kuyah et al., 2019), to date, no quantitative and spatially explicit studies have been conducted on the assessment of relationships between the multiple ES of Sahelian parklands at the landscape scale. In line with the recent surge of interest in multifunctional agricultural landscapes, understanding those relationships is of great importance to encourage investment in trees at various levels of decision-making and hence to foster the development of evidence-based policies for scaling up Sahelian agroforestry intensification.

The objective of this paper is to provide the first spatial characterization of ESs and their relationships in agroforestry parkland landscapes in SSA. We propose an original methodological framework relying on recent advances in remote sensing-derived information and a combined use of

common ES mapping approaches. More specifically, the issues we addressed are as follows: (1) What is the spatial heterogeneity in each ES supply? (2) Where are the hotspots of multiple ES supply? and (3) What are the dominant relationships between ES? We answer these questions in agroforestry parklands dominated by *F. albida* woody species. The *F. albida* distribution area extends throughout dry tropical Africa, the Middle East and Arabia (Wickens, 1969). In Senegal, since the 1960s, the combination of relatively short fallows, large numbers of livestock kept on site all year, and *F. albida* has made it possible to maintain soil fertility under cereal crops (especially millet) and groundnuts, which are subject to uninterrupted exploitation to feed high Sérèr population rates. The *F. albida* parkland is thus the most significant constructed landscape of the agrarian civilization developed by the Sérèr (Pélissier, 1996). This reverse phenology and phreatophytic woody species has its optimal conditions between 500 and 800 mm of annual rainfall on deep sands and alluvium with a water table accessible to roots (5–50 m deep). It is known as a "fertilizer" tree that provides excellent woody forage during the dry season when there is no other vegetative forage. We focused specifically on millet cropped area due to the importance of pearl millet in the food security, nutrition and health of rural populations, with >65 % of rural households consuming pearl millet twice a day, five days of the week (IPAR, 2017). In addition, the improvement of soil fertility has been identified as a key point in reducing the impact of climate change on millet productivity (Araya et al., 2022).

2. Material and methods

2.1. Study area

The study was conducted in 2019 in a *F. albida* agroforestry parkland near Niakhar in the groundnut basin of Senegal (Fig. 1a). The study area covers approximately 45-km^2, extending to the village of Touba Toul (northwest) to Niakhar (southwest, Fig. 1b), and includes the 50-year-old observatory on the Health and Demographic Monitoring System (Delaunay et al., 2018). The climate is Sudano-Sahelian, with one rainy season lasting from July to October 400 to 650 mm of annual rainfall. After a long period of low annual rainfall (1970s and 1980s drought), a recovery trend is observed since the 1990s due to an intensification of extreme rainfall (Panthou et al., 2018). Annual rainfall was approximately 500 mm in 2019 but with a rain onset occurring late in the season (see Supplementary Fig. S1 for in-season distribution), resulting in the resowing of numbers of fields. Soils are dominated by sandy soils (arenosols) mainly located over dunes and flat areas, while slightly more clayish soils (lixisols) are located in lowland areas and interdunes (Lericollais, 1999). As in most parts of sub-Saharan Africa, soil fertility and nutrient availability are poor, with fertility decreasing with increasing distance from homestead fields where farmers tend to concentrate their nutrient resources (e.g. Tittonell et al., 2013). It has been recently shown in the Niakhar area that C stocks were approximately 5 t ha-1 in the 0–10 cm soil layer in homestead fields and approximately 3.5 t ha-1 in the bush fields, further away from the homestead (Tounkara et al., 2020).

The study area is characterized by a tree-based cropping system, hereafter referred to as parklands, and dominated by *Faidherbia albida* (42 % of the trees; Fig. 2e). *F. albida* is a leguminous nitrogen-fixing species with reverse phenology and phreatophytic behavior (Roupsard et al., 1999) that is well known to create a 'fertility island' due to an improvement in water and nutrient availability (Sileshi, 2016) and a microclimate modification under the tree crown (Sida et al., 2018) allowing increased soil fertility and crop yields. The parkland is diversified, with >60 inventoried species: *Balanites aegyptiaca* (11 %) and *Agoneissus leiocarpa* (9 %) are the most important after *F. albida* (Fig. 2e). A gradient of tree density and species diversity was observed within the parkland (Fig. 2a-d). The main crops associated with trees are pearl millet (*Pennisetum glaucum* (L.) R. Br, 50 % of the study area in 2019) and groundnut (*Arachis hypogaea* L., 27 % of the study area in 2019) (Fig. 1b). Pearl millet and groundnut are cultivated in a biennial rotation in bush fields, while pearl millet is continuously cultivated in homestead fields. In some villages, fallow is still practiced as part of a triennial rotation with pearl millet and groundnut. Millet is the main staple crop, while groundnut is a cash crop. Millet is generally sown in late May, beginning in June, before the first rain, and harvested from October to November.

2.2. Data

2.2.1. ES and their indicators

The assessment and mapping of ES supply rely on spatialized indicators of the biophysical processes underlying those ES. Eleven indicators of ES over millet-cropped areas were used in this study (Table 1). They correspond to 7 ESs that are grouped into 3 categories following the Millennium Ecosystem Assessment categories (Table 1).

The 11 ES indicators include indicators such as the pest incidence or millet root yields that are often overlooked or not well known either by the scientific or nonscientific communities (Kuyah et al., 2016; Sinare and

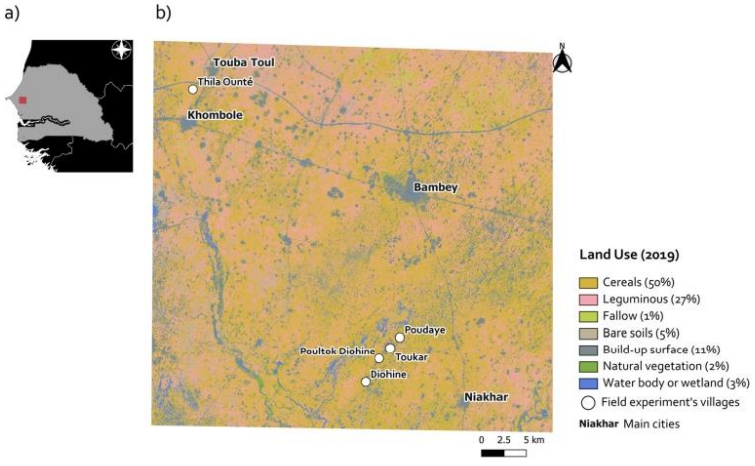


Fig. 1. Study area. a) Location. b) Main land uses (%) in 2019. The field experiments were conducted in five villages (white circles).

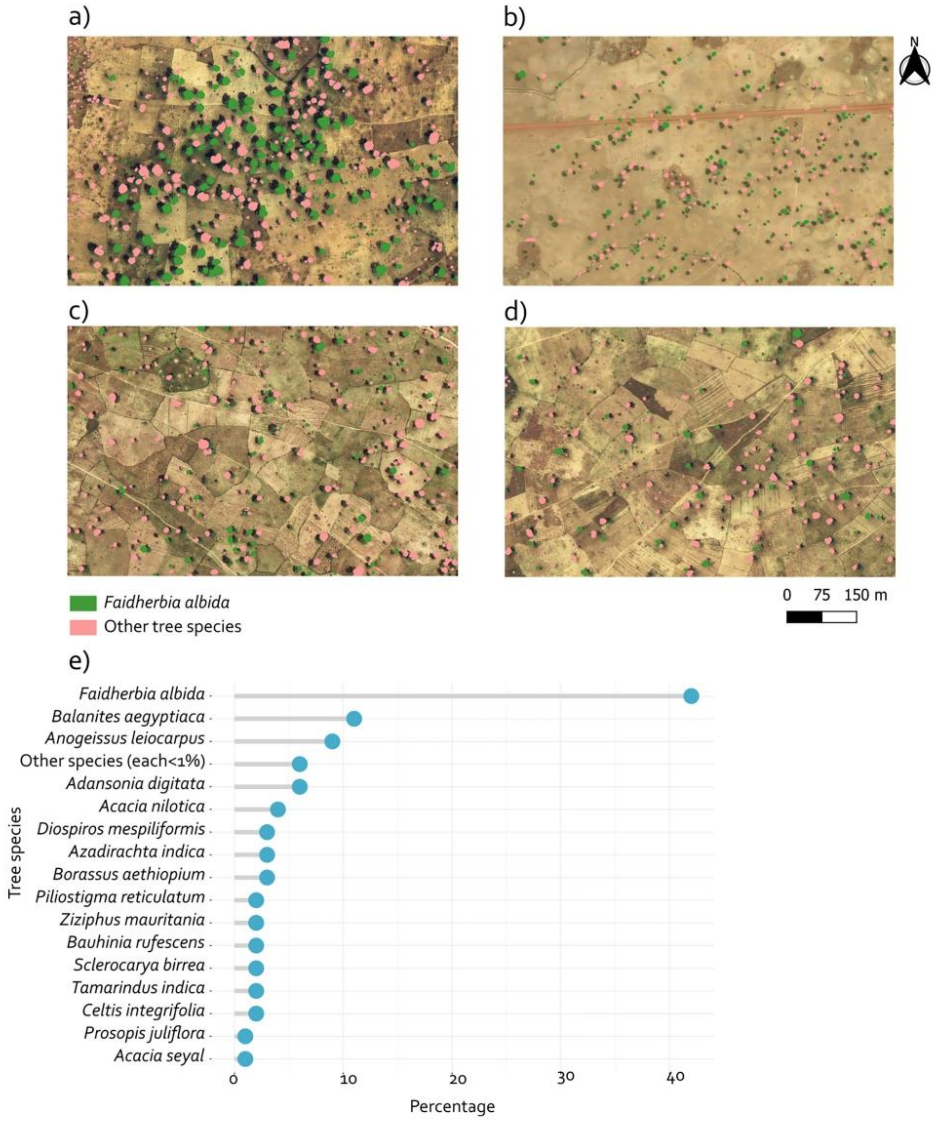


Fig. 2. Main characteristics of the *F. albida* parkland. Illustration of the tree density and diversity in the villages of a) Thila Ounte, b) Toukar, c) Poultock-Diohine and d) Diohine. Tree location was extracted from the Brandt et al. (2020) database, and tree species mapping (*F. albida*/other tree species) was derived in this study (see Section 2.3.2.2 for detailed information). e) Tree species composition of the *F. albida* parkland over the study area derived from the Ndao et al. (2021a, 2021b) database.

Gordon, 2015). Moreover, the 11 indicators represent not only aboveground processes (e.g., millet head miner incidence) but also belowground processes through the tree and crop root systems (e.g., topsoil carbon stock, millet root yield) or both (e.g., the total vegetation carbon stock).

The 11 indicators were assessed using field data from five villages (Fig. 1b) representative of the gradient of density and species diversity of the *F. albida* parkland over the study area (Fig. 2a–d). In each of the four villages, between 16 and 20 *F. albida* trees were chosen in millet bush fields, resulting in 68 *F. albida* trees in total. All fields were similar in terms of cropping practices (i.e., millet variety, date and sowing density, fertilizer and weed management). For each *F. albida* tree, the 11 indicators were assessed on two millet subplots of 16 m^2 situated under the tree canopy and at a mid-distance between the *F. albida* tree and its closest neighbor tree, assuming that the second subplot corresponds to more or less to an open area. Thus, the 11 indicators were assessed on 136 subplots, and data collection took place during the 2019 cropping season.

Table 1
Description of the 11 ES indicators considered in this study.

MEA ES category	ES	ES indicator	Unit of range
Provisioning	Food production	Millet grain yield	Mg of dry grain per ha
	Forage production	Millet stover yield	Mg of dry biomass per ha
Regulating	Global climate regulation	Total vegetation Carbon stock	Mg of C per ha
	Global climate regulation	Total Carbon stock	Mg of C per ha
	Microclimate regulation	Soil temperature	°C
	Soil quality regulation	Millet roots yield (0–100 cm)	kg of dry roots biomass per ha
Regulating and supporting	Microclimate regulation & food/forage production support	Soil Water Content	Percentage
	Pest regulation & food production support	Millet Head Miner incidence	Percentage
	Pest regulation, soil quality regulation & food/forage production support	Striga yield	Mg of fresh weed biomass per ha
	Global climate regulation, soil quality regulation & food/forage production support	Topsoil carbon stock (0–10 cm)	Mg C per ha
	Soil quality regulation & food/forage production support	Topsoil phosphorous (0–10 cm)	mg per kg

2.2.1.1. Provisioning services. Millet grain yield. Millet grain yield (in Mg of dry grain per ha) was used as an indicator of food production. Millet grain was harvested at maturity within each subplot. Threshed grains were dried at 70 °C for 48 h and weighed.

Millet stover yield. Millet stover yield (leaves and straws in Mg of dry biomass per ha) was used as an indicator of forage production from crop residues. For the grain, millet stovers were harvested within each subplot, and stover yield was measured after drying.

2.2.1.2. Regulating services. Total vegetation carbon stock. In this study, the total vegetation carbon stock (in Mg of C per ha) was used as an indicator of global climate regulation and is computed as the sum of the carbon stored by the millet crop and by the *F. albida* tree in their aboveground (AGB) and belowground (i.e., in the roots, BGB) biomass. Millet stover biomass was used for millet AGB (see Section 2.2.2.1), and millet root biomass measured in the 0–100 cm horizon (see below) was used for millet BGB. Total millet biomass was then converted into carbon stocks applying the default factor 0.47 for the carbon fraction of crop biomass (IPCC, 2019a). *F. albida* AGB was estimated by applying the allometric equation provided by Manzo et al. (2015) for *F. albida* in Niger. The *F. albida* AGB was converted into carbon stock using the value of 0.59 for the carbon fraction in biomass specific to parklands in Africa following the recommendation of Cardinael et al. (2018). *F. albida* BGB was calculated using the default IPCC root to shoot ratio for dry tropical forest, i.e., 0.56 for AGB <20 Mgs of dry matter per ha (IPCC, 2019a). *F. albida* BGB was converted into carbon stock by applying a factor of 0.21 (Cardinael et al., 2018). For the subplot under the tree crown, the total vegetation carbon stock corresponds to the sum of the millet carbon stock and *F. albida* tree carbon stock, while only the millet carbon stock is considered for the subplot in the open area.

Total carbon stock. The total carbon stock was used as an additional indicators of global climate regulation. It is computed as the sum of the total vegetation carbon stock and the top soil carbon stock (see Section 2.2.1.3).

Soil temperature. The soil temperature (in °C) was used as an indicator for microclimate regulation. The soil temperature during the millet flowering period, corresponding to the period of maximum aboveground biomass development, was measured every second day during the hottest part of the day in the 0–20 cm soil layer using a TDR soil moisture and temperature sensor probe.

Millet root yield. Soil physical factors constrain crop root growth and biodiversity conservation. For instance, the degree of soil compaction has an impact on the water available to plants and the water infiltration rate and hence can delay crop root development (Gregory et al., 2006; Singh et al., 2015). In this study, millet root yield (in kg of dry root biomass per ha) was used as an indicator of soil quality regulation. Millet roots were harvested in 1 m^2 soil samples dug 1 m deep, with 3 replicates.

2.2.1.3. Regulating and supporting services. Soil Water Content. Soil water availability has a direct impact on crop growth and millet vegetative biomass production. In addition, it is indirectly involved in the regulation of soil temperature and the regulation of soil nutrients, particularly through the biological processes of N mineralization from the soil organic matter. The soil water is thus considered an indicator of both supporting and regulating services. The soil water content was estimated at the same time as the soil temperature in the 0–20 cm soil layer using the same TDR soil moisture and temperature sensor probe mentioned above.

Millet Head Miner incidence. MHM incidence (in percentage) was used in this study as an ES indicator of pest regulation and of support of food production. The incidence of the MHM was calculated as the ratio of the number of damaged ears to the number of total ears at harvest in each subplot of 16 m^2.

Striga yield. Striga weeds attach themselves to the roots of the millet plant and hence compete with the millet for resources. As a result, the growth and development of the plant are considerably affected, causing important millet grain and stover losses. In addition, a direct inverse relationship between the level of *Striga* infestation and soil fertility has also been reported (e.g. Ekeleme et al., 2014). Hence, *Striga* yield (in Mg of fresh weed biomass per ha) was used in this study as an indicator of pest regulation, soil quality regulation and support for food and forage production. The *Striga* yield was measured at harvest as the ratio of the number of millet hills parasitized by *S. hermonthica* to the total hills in each millet subplot.

Top soil carbon stock. Due to its capacity to store carbon, soils play a critical role in global climate regulation. In addition, the quantity of organic carbon in the soil also has a strong impact on nutrient cycling. In this study, the top carbon stock was used as an indicator of nutrient cycling, which in turn is an indicator of soil quality regulation. Last, soil carbon affects the available soil water capacity, which is considered an important soil-related constraint on agricultural productivity. Thus, the topsoil carbon stock was also used as an indicator of food and forage support. The topsoil total carbon stock (in MgC per ha) was measured in composite soil samples collected for each subplot in the 0–10 cm soil layer. The analyses were performed by the CHN method at the IRD laboratory in Dakar (https://imago.ird.fr/moyens-analytiques/dakar). To calculate the topsoil carbon stock, bulk density was measured in each subplot using the cylinder method (100 cm^3 volume) with four replicates for each subplot.

Top soil phosphorous. The topsoil phosphorous (in mg per kg) was used in this study as an indicator of soil fertility and hence of soil quality regulation and of support for food and forage production. The soil phosphorous available for plants in the 0–10 cm soil layer was measured in the same composite samples as for total C and by using the Olsen method at the IRD laboratory in Dakar. The soil nitrogen availability is often considered as an important limiting factor of crop productivity but in this study the soil phosphorous was preferred over the soil nitrogen for two reasons: (1) the low soil phosphorous availability has been shown as a major driver of millet fertilizer use efficiency in low-input fields in our study area (Tounkara et al., 2020), (2) we observed a high correlation between measured soil nitrogen and soil phosphorous (R = 0.66, see Supplementary Fig. S2).

2.2.2. Remote sensing-derived data used for the spatial modeling of ESs

To map the 11 ES indicators, a spatial modeling framework was applied to extrapolate the subplot-level measures with a set of 22 remote sensing-derived data (Table 2). Biophysical conditions have a strong impact on the studied ES indicators, and remote sensing-derived data were chosen

to characterize different environmental aspects, including land information (e.g., vegetation productivity, elevation, rainfall) or soil information (soil properties and soil moisture). To account for the effects of the parklands' composition and parkland structure on ES, information specifically describing the tree cover was included as well (e.g., distance to the closest *F. albida*, the total canopy cover). Last, it has been shown that in addition to land constraints, labor can also be a major constraint on smallholder staple crop production in Sub-Saharan Africa (e.g., Silva et al., 2019). Here, we used the distance to the closest village as a proxy for the amount of labor put on their fields, assuming that the higher amount of labor and organic matter will be concentrated on homestead fields. All data were projected in WGS84 UTM 28 N and resampled to a 10-m spatial resolution using the nearest neighbor method, which does not allow modification of the original values.

2.2.2.1. Land data. Vegetation productivity. A Sentinel-2 satellite time series was used to derive three proxies of vegetation productivity at 10-m spatial resolution: the normalized difference vegetation index (NDVI), which is sensitive to the vegetation chlorophyll content and hence to the vegetation density (Tucker, 1979), the green normalized vegetation index (GNDVI), which is sensitive to plant nutrient stress (Gitelson et al., 2005), and the normalized difference moisture index (NDMI), which is sensitive to the plant water content and used as an indicator of plant water stress (Gao, 1996). All cloud-free images over the cropping season (end of June to mid-December 2019) were downloaded, and the mean values of the three vegetation productivity proxies over the season were derived.

Evapotranspiration. Evapotranspiration was used as an indicator of vegetation water status. The total evapotranspiration layer from the MODIS Net Evapotranspiration 8-day product at a 500-m spatial resolution (MOD16A2, Running et al., 2019) was downloaded over the cropping season. The mean and standard deviation values over the season were derived.

Rainfall. Due to heavy reliance on rainfed agriculture, water supply is one of the most limiting factors in the region (Mueller et al., 2012), and significant losses are already expected in the coming decades due to decreasing rainfall (Sultan and Gaetani, 2016). Rainfall over the cropping season was used in this study by summing monthly TAMSAT data (4-km spatial resolution, version 3.0, Maidment et al., 2017; Tarnavsky et al., 2014) between June and December.

Terrain. Data regarding elevation were extracted from the Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) at 30-m spatial resolution (Farr et al., 2007). SRTM data were downloaded using the 30-Meter SRTM tile downloader (https://dwtkns.com/srtm30m/).

2.2.2.2. Tree data. Distance to trees. A map of *Faidherbia albida* trees over the study area was derived from the combined use of (1) the Brandt et al. (2020) dataset that provides a georeferenced polygon of nonforest tree (i.e., isolated tree with crown area over 3 m^2) canopy geometries for dryland areas in Western African Sahara and Sahel. This dataset was derived using deep learning applied to 50-cm resolution satellite imagery and reached an accuracy of 95 %. (2) A Sentinel-2 time series of vegetation indices between October and December 2019 corresponding to a period where most tree species are still on leaves while *F. albida* are leafless and thus improving the spectral discrimination between *F. albida* and other tree species, and (3) a dense tree species inventory conducted over the study area in 2018, containing >9000 georeferenced trees (45 % *F. albida* and 55 % other species) (Ndao et al., 2021b, 2021a). Sentinel-2 spectral information was extracted for each individual tree location, and trees were classified as *F. albida* or other species using a random forest (Breiman, 2001) algorithm trained on 70 % of the tree inventory database. The remaining 30 % were used for the validation of the final tree species prediction, and a global accuracy of 78 % was reached. A grid of ca. ten-m^2 pixels corresponding to the spatial characteristics of the Sentinel-2 images were created, and the distance to each pixel to (1) the closest tree and (2) the closest *F. albida* tree was calculated. To analyze the effect of the distance to *F. albida* on ES supply, the distance to the closest *F. albida* map was classified into two classes of *F. albida* proximity using a threshold value of 17 m, as identified by Roupsard et al. (2020) as being the distance of influence of *F. albida* on millet productivity in the study area (i.e., close to *F. albida* < 17 m, far otherwise).

Tree canopy structure. Tree canopy structure was derived from the Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) Level 2B Canopy Cover and Vertical Profile Metrics product providing fine-scale measurements of 3D vegetation structure, such as vegetation canopy height or vertical distribution of plant material (Dubayah et al., 2020). The GEDI uses lasers that have footprints on the ground with an ~25-m diameter separated by ~60 m from each other. The vertical accuracy is about 50 cm. To obtain

Table 2
Remote sensing-derived data used for the spatial modeling of the different ESs.

Data	Variable	Description and unit/range	Spatial resolution[a]	Source
Land	NDVI	Normalized difference vegetation index (−1; 1)	10-m	Sentinel-2
	NDMI	Normalized difference moisture index (−1; 1)	10-m	Sentinel-2
	GNDVI	Green normalized difference vegetative index (−1; 1)	10-m	Sentinel-2
	Evapotranspiration	Mean and standard deviation total evapotranspiration over the cropping season (kg/m^2/8day)	500-m	MODIS MOD16A2
	Rainfall	Cumulated monthly rainfall over the cropping season (mm)	4-km	TAMSAT
	Terrain	Elevation (m)	30-m	SRTM 30
Tree	Distance to trees	Distance to the closest tree (m)	10-m	Brandt et al. (2020)
	Distance to *F. albida*	Distance to the closest *F. albida* (m)	10-m	Brandt et al. (2020), Ndao et al. (2021a, 2021b), Sentinel-2
	Total canopy cover	The percent of the ground covered by the vertical projection of canopy material (%)	25-m (diameter)	GEDI
	Total plant area index	Total plant area index (m^2/m^2)	25-m (diameter)	GEDI
	Foliage height Diversity	Foliage height diversity index calculated by vertical foliage profile normalized by total plant area index	25-m (diameter)	GEDI
	RH100	Canopy height above ground (cm)	25-m (diameter)	GEDI
Soil	Sand	Soil sand content aggregated over the 0–30 cm soil layers (%)	250-m	AfSIS
	Bulk density	Bulk density aggregated over the 0–30 cm soil layers (kg/m^3)	250-m	AfSIS
	Soil depth	Rootable depth (cm)	1-km	AfSIS
	SOC	Soil organic carbon content aggregated over the 0–30 cm soil layers (g/kg)	250-m	AfSIS
	pH	Soil pH aggregated over the 0–30 cm soil layers	250-m	AfSIS
	Total soil nitrogen	Total nitrogen content aggregated over the 0–30 cm soil layers (mg/kg)	250-m	AfSIS
	Total soil phosphorus	Total phosphorus content aggregated over the 0–30 cm soil layers (mg/kg)	250-m	AfSIS
	Soil moisture	Mean and standard deviation Surface Soil Moisture over the cropping season (m^3/m^3)	1-km	Escorihuela et al., 2018
Auxiliary	Distance to villages	Distance to the closest village (m)	–	OpenStreetMap

[a] When needed, data have been resampled at a 10-m spatial resolution using the nearest neighbor method.

information covering the entire study area, we used data acquired between May 2019 and May 2020. The canopy structure data used in this study are the total canopy cover, total plant area index, canopy height and foliage height diversity. Since the GEDI is a sampling instrument for each canopy structure variable, we first calculated an experimental variogram that was fitted with an exponential model (see supplementary material Table S1 for the parameters of each modeled variogram). We then applied ordinary kriging to the previous models to produce canopy structure information at a 10-m spatial resolution.

2.2.2.3. Soil data. Soil characteristics. The sand content, bulk density, soil depth, total soil organic carbon and soil pH were extracted from the AfSIS database, providing information on soil properties over Africa at 250-m spatial resolution (Hengl et al., 2015). Nutrient availability has been shown to be a major limiting factor for crop yield over the study area (Affholder et al., 2013). The total soil nitrogen and total soil phosphorus from the AfSIS database were considered as well (Hengl et al., 2017).

Soil moisture. Mean and standard deviation values of the surface (top 5-cm) soil moisture over the cropping season were derived from SMOS Surface Soil Moisture (SSM) at 1-km spatial resolution (Escorihuela et al., 2018). Surface soil moisture has been used as an indicator of actual water available for annual plant growth.

2.2.2.4. Auxiliary data. Distance to villages. The location of the villages over the study area was obtained from OpenStreetMap (http://www.openstreetmap.org/). The distance to trees variables and the distance to the closest village was calculated for each pixel using QGIS version 3.18 (QGIS Development Team, 2021).

2.3. Methodological framework

To characterize the relationships among multiple ES provided by the *F. albida* parkland in Senegal, we relied on an original methodological framework divided into three steps (Fig. 3). First, we used ES indicators measured at the subplot level to model the spatial distribution of each ES supply from a set of 22 remote sensing-derived data. For each ES indicator, three models (linear, random forest and gradient boosting machine) were tested, and the model reaching the best predictive capacities was used to extrapolate the ES indicator values over the millet-cropped areas (Section 2.3.1). Then, we used a scoring approach based on the statistical distribution of each spatialized ES indicator to combine all individual ES indicator maps and analyze the supply of multiple ESs (Section 2.3.2). Last, a spatial co-occurrence method was used to overlay the previous score from the individual ES indicator maps to analyze the relationships (trade-offs, synergies and losses) among multiple ESs (Section 2.3.3).

2.3.1. Modeling the spatial distribution of the ES supply for millet patches

Linear (multiple linear regression) and nonlinear (random forest and gradient boosting machine) models were benchmarked to extrapolate values of each subplot ES indicator over the study area. Each model was trained with remote sensing-derived data (Table 2) for each of the 11 ES indicators (Table 1). The multiple linear regression (MLR) model is a regression with two or more predictors that are linearly related to the variable to be predicted. In contrast, random forest (RF, Breiman, 2001) and gradient boosting machine (GBM, Friedman, 2001) are nonparametric machine learning approaches that account for complex nonlinear interactions between independent variables or between independent and dependent variables. GBM and RF are both ensemble learning techniques that combine a large number of simple trees to minimize overfitting risks and optimize predictive performance. While RF is a method that is widely used in crop monitoring, both for cropland and tree mapping (Gbodjo et al., 2020; Lebourgeois et al., 2017; Lelong et al., 2020; Ndao et al., 2021b) and crop yield modeling (Leroux et al., 2019), GBM is less common in the crop monitoring literature (Forkuor et al., 2017). The main hyperparameters of the RF (3 parameters) and GBM (5 parameters) models were shifted based on a grid search assessing the top-performing combination. The tree models were calibrated on 70 % of the dataset and a 2-fold cross validation to avoid overfitting. The performance of each model was then evaluated on the 30 % hold-out dataset. We focused on the proportion of the ES indicator explained (R^2) and the root mean square error (RMSE) to retain the best model to extrapolate each ES indicator.

The land use and land cover (LULC, Fig. 1b) of the study area was used to locate millet fields in 2019 and extrapolate the 11 ES indicators over millet areas. The LULC map was derived from ground surveys (Jolivot et al., 2021; Ndao et al., 2021b) and a Sentinel-2 time series. The classification was achieved using an RF algorithm implemented on the Google Earth Engine cloud-based platform (Gorelick et al., 2017). The classification produced an LULC map with 90.7 % overall accuracy and 89 % F-score for millet. Then, we assumed that contiguous individual millet fields with similar biophysical and management characteristics would have similar spectral characteristics and hence could be grouped under a unique object, hereafter referred to as a "millet patch." Millet patches were then obtained from an intersection of (1) an object-based segmentation of the study area into homogeneous patches using the multitemporal Sentinel-2 NDVI data and (2) the 2019 land cover and land use map. Object–based segmentation was performed with the Orfeo Toolbox (https://www.orfeo-toolbox.org/). A majority voting was applied to extract the main LULC class in each patch and to keep only patches cultivated in millet.

To characterize the spatial heterogeneity of each ES supply, we calculated the overall heterogeneity (ES_H, Eq. (1)) for each ES indicator over the study area. This variation in ES_H corresponded to the percentage difference between the ES_{95} corresponding to the 95th percentile of the predicted ES indicator across millet patches over the study area and ES_{pred} corresponding to the predicted ES indicator value of each millet pixel.

$$ES_H = \left(ES_{95} - ES_{pred}\right)/ES_{95} \quad (1)$$

2.3.2. Mapping multiple ES supply

To delineate areas supplying high (i.e., hotspots) or low (i.e., coldspots) amount of one or several ESs through a scoring approach based on the statistical distribution of each ES indicator (Le Clec'h et al., 2016). Each of the 11 individual ES indicator pixels was classified into an ordinal ES score from one to four based on the quartile distribution into which its ES value fell. To create a map of the hotspots and coldspots of multiple ESs, the 11 individual ES scores for each pixel were then summed into an overall ES score, assuming that each ES was valued the same. Areas providing the lowest amount of ES (i.e., corresponding to ES values inferior to the first quartile) across all ES indicators will reach the value of 11, while areas providing the highest amount of ES (i.e., corresponding to ES values superior to the third quartile) will reach the value of 40. To analyze the effect of the distance to *F. albida* on the supply of multiple ESs, the binary distance to the *F. albida* map was intersected with the overall ES score map, and the differences between the paired groups were analyzed using the nonparametric Wilcoxon signed rank test. The differences were considered statistically significant for a p-value <0.05.

2.3.3. Mapping the relationships among multiple ES: Trade-offs, synergies and losses

Although the scoring approach is particularly effective in providing an overview of ES hotspots and coldspots of ES supply, it does not provide any information on the relationships among ESs, meaning that two pixels with the same ES score can have different ES associations (Le Clec'h et al., 2016). The methodological framework proposed by Chen et al. (2021) to quantify and map the relationships among multiple ESs was adapted in this study. A spatial co-occurrence method was applied to overlay the 11 individual ES scores (see Section 2.3.2.1), where individual ES scores were compared two by two. For each ES individual score, pixels with individual scores equal to 4 (i.e., the top 25 %) were considered as high supply, pixels with individual scores equal to 2 or 3 (i.e., the middle 50 %) were considered moderate supply and pixels with individual scores equal to 1 (i.e., the lower 25 %) were considered low supply. For a given pixel, 2 ES

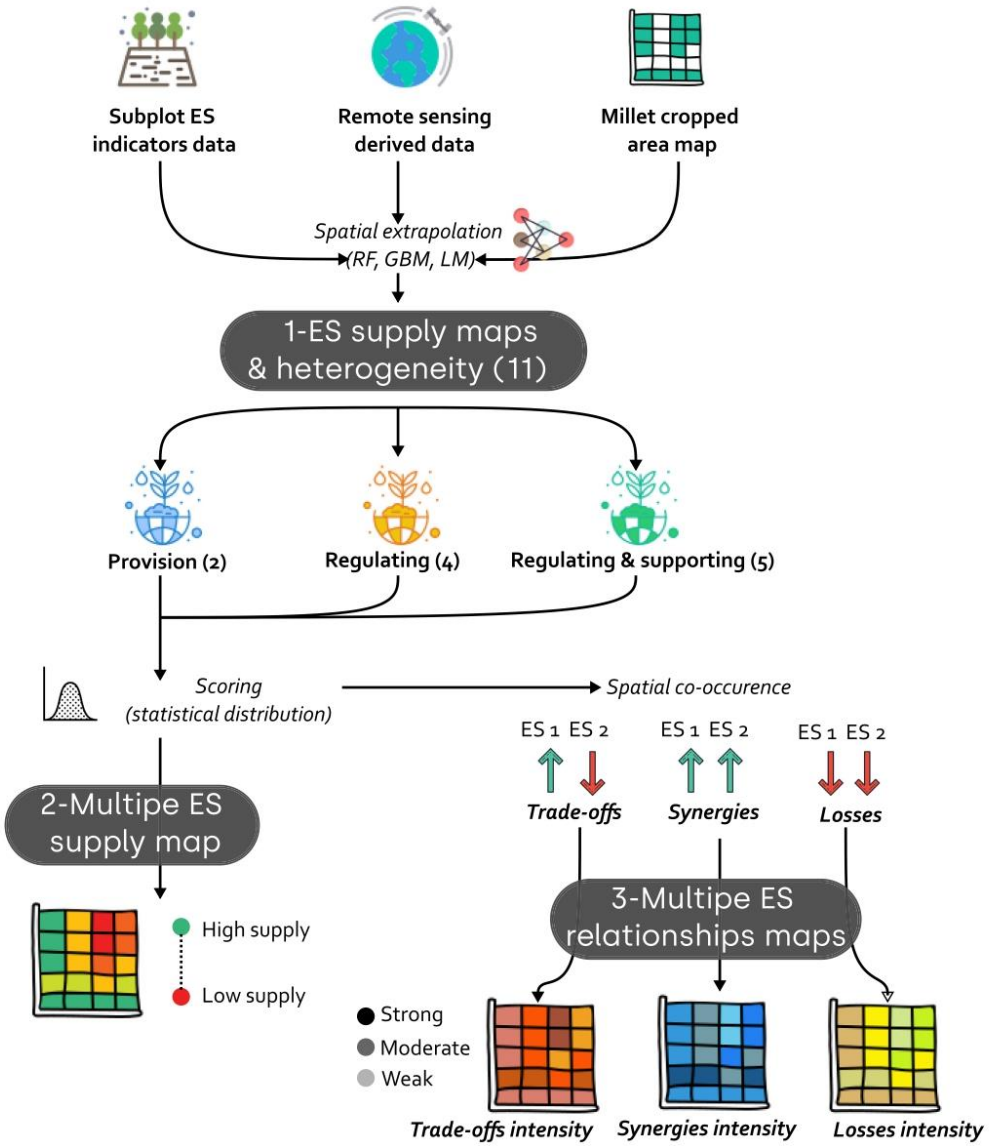


Fig. 3. Overview of the methodological framework used to characterize the relationships among multiple ESs in the *F. albida* parkland.

indicators with high supply were considered to represent a synergy, 2 ES indicators with low supply were considered to represent a loss, while an ES with high supply and another ES with low supply were considered to represent a trade-off. The other combinations were considered to represent no relationship. Then, the intensities of the tree types of relationships (trade-offs, synergies and losses) were assessed by summing the number of pairs of relationships among the 11 ES indicators. The resulting relationship intensity maps were discretized into 3 classes of relationship intensities using the Jenks natural breaks classification method: weak, moderate and strong. Using the numbers of pairs of relationships among the 11 ES indicators, the dominant relationship was determined. Last, the relationships among the 11 ESs were further examined by (1) analyzing the origins of the relationships based on the number of trade-offs, synergies and losses observed between pairs of ESs; and (2) plotting the distribution of the dominant type of relationships along the distance to the *F. albida* gradient with a 5-m step. To ease the interpretation, the terms trade-offs, synergies and losses were used as generic terms to characterize the relationships between ES, but since we provided only a snapshot (i.e., the study is conducted for

only one year), the term association would be the one that is the best adapted (Mouchet et al., 2014).

Except for the LULC classification, all geospatial processing, statistical analyses and graphical outputs were carried out using R software version 3.6.3 (R Core Team, 2020; see supplementary materials Table S2 for the full list of the packages used), while the map designs were performed with QGIS version 3.18 (QGIS Development Team, 2021).

3. Results

3.1. The spatial heterogeneity of ES supply

Based on the remote sensing-derived data (Table 2), we modeled and extrapolated the 11 ES indicators to the millet patches of the study area. The final results of the statistical modeling of the 11 ES indicators are presented in Table 3 (see supplementary material Table S3 for the results of the three models). The selected statistical models explained >83 % of the ES indicator variability, except for the striga yield and the topsoil carbon stock models, which explained 68 % (rmse = 0.43 t ha^{-1}) and 69 % (rmse = 1.28 MgC/ha) of the variability, respectively. The best accuracy was reached for soil temperature, soil water content and MHM incidence (R^2 = 0.96). When analyzing the feature importance for each ES, we note that the green normalized difference vegetation index was the most important variable for almost all ESs, except for the soil temperature, the soil water content and the topsoil phosphorous, for which the most important variables were the pH, the soil moisture and the soil moisture, respectively (see supplementary material Table S4). Given the overall reliability of the statistical models, all ES indicators were mapped. No indicator was predicted with the MLR model, highlighting that ES do not have simple linear relationships with the determining variables. Nine ES indicators were predicted with RF. The other 2 ES indicators (total vegetation carbon stock and MHM incidence) were predicted with GBM.

Fig. 4 displays the distribution of the spatial heterogeneity for each of the 11 ES indicators for millet-cropped areas in a *F. albida* parkland. The vertical black lines represent the median ES spatial heterogeneity values (i.e., the ES gap corresponding to the deviation from the 95th percentile in percentage, Eq. (1)) and has been presented to facilitate the interpretation. Fig. 4 shows that overall, the size of the ES gap was substantial. The majority of ES indicators exhibited a median ES gap between 25 % and 50 % of the best predicted ES values. Only two ES indicators had a spatial heterogeneity lower than 25 %: soil temperature (median value of 2.71 %) and striga yield (median value of 17.4 %). The total vegetation carbon stock was the ES indicator that exhibited the highest ES gap (median value of 56 %). Regarding the dispersion of the ES spatial heterogeneity, it can be noted that the dispersion was higher for total vegetation carbon stock (standard deviation value of 25.4 %), MHM incidence (standard deviation value of 23.8 %) and topsoil phosphorous (standard deviation value of 23 %). On average, the dispersion was higher for regulating services, mainly triggered by the high dispersion of the total vegetation carbon stock gap values.

3.2. Analysis of multiple ES supply

Millet-cropped areas exhibited hotspots and coldspots of ES supply in 2019 (Fig. 5a). Over the study area, the median value of the overall ES score (based on the sum of the 11 individual ES scores) was 27, showing a relatively high supply of multiple ESs for millet-cropped areas in *F. albida* parkland. However, a spatial pattern could be observed in the supply of multiple ESs, with higher overall ES score values found mainly in a region from the northeast to southwest of the study area (Fig. 5a). The distance to *F. albida* trees had a significant effect on the multiple ES supply, with more ES supply close to the *F. albida* trees (i.e., < 17 m; Fig. 5b). The map also showed the influence of built-up areas on multiple ES supply (except around Bambey). Coldspots of ES supply were mainly found around the city of Khombole and around the city of Niakhar and along the main roads: Bambey-Niakhar road and along the highway crossing the study area south of Touba Toul.

3.3. Spotlighting the trade-offs, synergies and losses among multiple ES

3.3.1. Mapping intensities of relationships among multiple ES supply

Fig. 6a shows the spatial distribution of the trade-off intensities for millet-cropped areas under *F. albida* parkland. A large portion of the study areas showed trade-offs with strong intensity among the 11 ES indicators. Interestingly, some of these areas, such as in southwestern Bambey, were also identified as hotspots of ES supply (Fig. 5). This suggests that even if most of the ES were high suppliers, it was at the expense of some ES. Concerning synergies among ES, the study area exhibited mainly synergies with moderate intensity, with some specific areas exhibiting strong intensity (northwest of Touba Toul, Fig. 6b). Areas of strong to moderate intensity of synergies also corresponded to areas with a high supply of ES (Fig. 5). A strong intensity of losses was observed in areas previously identified as coldspots (Fig. 5), particularly in the southeast of the study area in the region of Niakhar (Fig. 6c). When analyzing the three types of relationships together to identify the dominant type of relationships (Fig. 6d), it can be noted that the dominant relationships among ES over the millet-cropped areas were losses (44 %) and synergies (42 %), while trade-offs accounted for 14 % of the dominant relationships. Most of the areas of high ES supply corresponded to areas where synergies were dominant, except in southern Bambey and in the extreme southwestern part of the study area where trade-offs were dominant. Areas for which the dominating type of relationship was losses corresponded more or less to areas of low ES supply.

3.3.2. Scrutinizing the relationships among multiple ES

To scrutinize the relationships among multiple ES, the origins of each dominant relationship were analyzed by counting the number of trade-offs, synergies and losses between each pair of ES (Fig. 7). Trade-offs occurred relatively similarly between pairs of ES given that all pairs of ES accounted for <5 % (mean values of 1.8 % and standard deviation of 1.5 %), meaning that trade-offs were not driven by specific pairs of ES. Trade-offs were, however, more important between the striga yields and

Table 3
The best model was selected to extrapolate the 11 ES indicators in 2019 for millet-cropped areas. Models were calibrated on 70 % of the dataset, completed by a 2-fold cross validation. The performance of each model was evaluated on the 30 % hold-out dataset. The R^2 and RMSE of the validation phase are provided. RF stands for random forest, and GBM stands for gradient boosting machine. The results for the tree models are presented in supplementary material Table S2 and the variable importance for the best model in Table S3.

MEA ES category	ES indicator	Best model	R^2 [0–1]	Rmse
Provisionning	Millet grain yield	RF	0.83	0.22 Mg/ha
	Millet stover yield	RF	0.91	0.33 Mg/ha
Regulating	Total vegetation Carbon stock	GBM	0.94	0.32 MgC/ha
	Soil temperature	RF	0.96	0.51 °C
	Millet roots yield (0–100 cm)	RF	0.89	21 kg/ha
Regulating and supporting	Soil Water Content	RF	0.96	1.07 %
	Millet Head Miner incidence	GBM	0.96	4.2 %
	Striga yield	RF	0.68	0.43 Mg/ha
	Topsoil carbon stock (0–10 cm)	RF	0.69	1.28 MgC/ha
	Topsoil phosphorous (0–10 cm)	RF	0.89	1.70 mg/kg

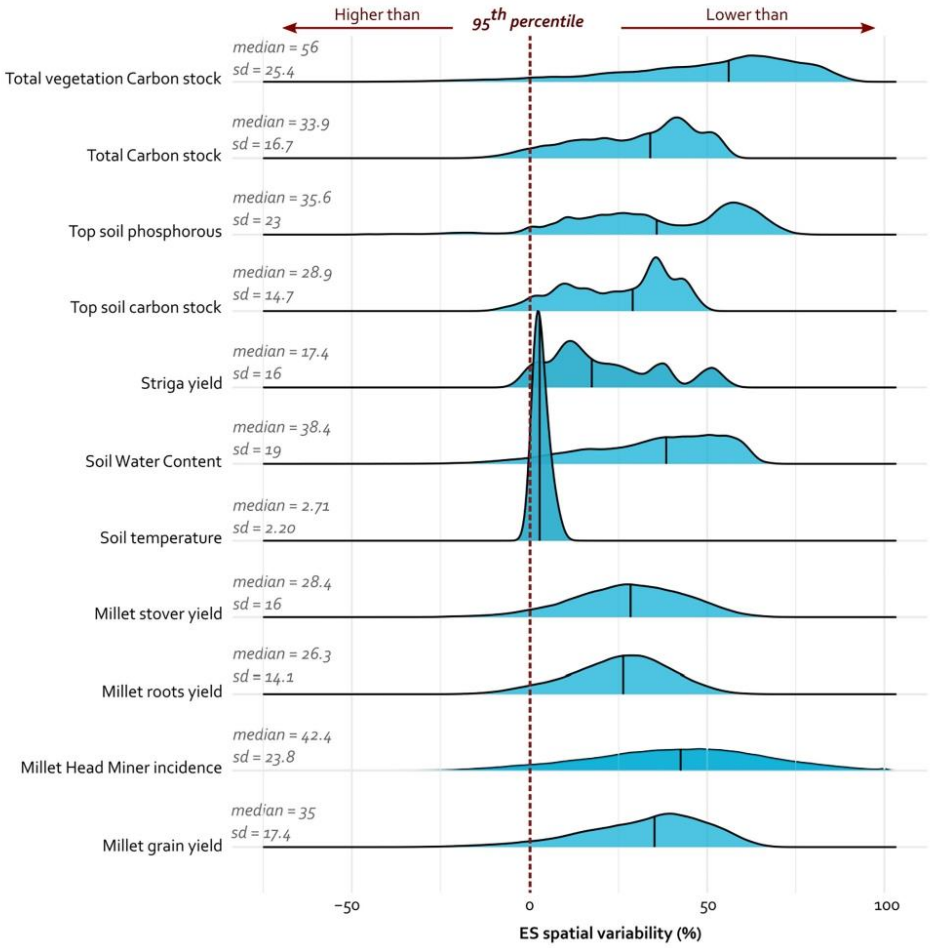


Fig. 4. Distribution of the ES spatial heterogeneity (ES_H) for the 10 ES indicators in 2019 for the millet-cropped areas. The median and standard deviations are given. The vertical dashed red line represents the 95th percentile, while the vertical black lines represent the median ES_H values for each ES indicator. Values above 0 indicate ES values that are lower than the best observed ES values (i.e., the 95th percentile) and represent the ES gap.

soil water content with millet root yield, soil temperature, and topsoil phosphorous (Fig. 7a). Synergies also occurred similarly between pairs of ES; however, there was a higher occurrence of synergies between the total vegetation carbon stock and the topsoil carbon stock, millet grain yield and millet stover yield (Fig. 7b). Higher synergies were also observed between millet grain yield and topsoil carbon stock. Unsurprisingly, synergies also occurred between millet stover yield and millet grain yield. Contrary to trade-offs and synergies, losses were triggered by three pairs of services that accounted for ~49 % of the observed losses (Fig. 7c): millet root yields – soil temperature (18.7 %), millet root yields – soil water content (16.6 %) and soil temperature – topsoil phosphorous (14 %).

In the analysis of the relationships among ES with the distance to *F. albida* (5-m steps), it can be noted that relationships among the 11 ES showed clear gradient effects regarding the distance to *F. albida* (Fig. 8). Synergies between ES were predominant at a distance between 0 and 10 m from *F. albida* trees, representing 67 % of the relationships. Above this threshold, synergies started to decrease as one moved away from the trees, while the proportion of losses and trade-off relationships increased. The distribution among dominant relationships was stabilized at a distance of 30 m from the *F. albida* trees, with trade-offs, synergies and losses representing ~15 %, ~35 % and ~ 50 % of the relationships, respectively, suggesting that above this threshold, *F. albida* trees have little influence on the relationships among ESs.

4. Discussion

Our study advances the assessment of ES in SSA agroforestry parklands, but also in other parts of the world. First, while our study is focused on Senegalese parklands, the agroforestry system we considered is representative of an agroforestry practice widespread in SSA and in other part of the world (Boffa, 1999). At an international scale, agroforestry (Cardinael et al., 2018; IPCC, 2019b; Schnell et al., 2014) and particularly agroforestry

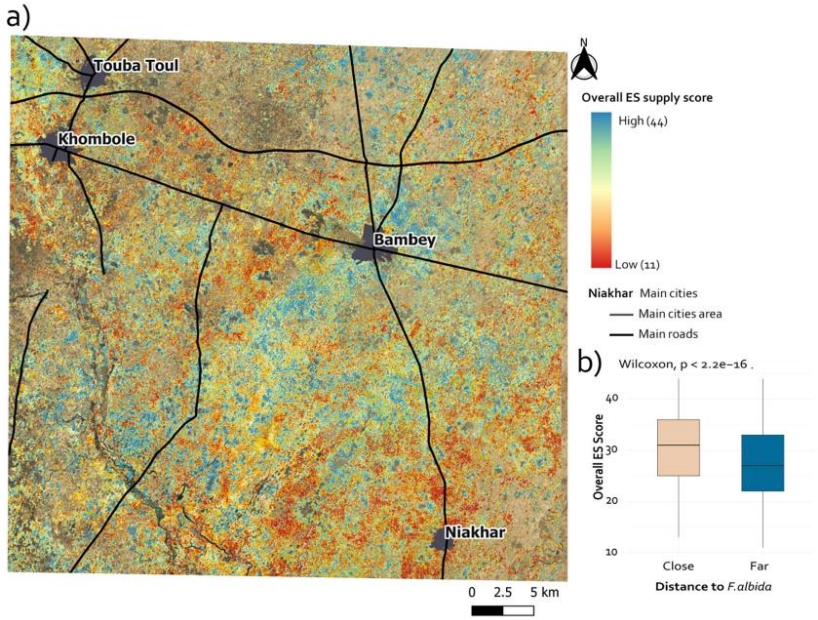


Fig. 5. Hotspots and coldspots of ecosystem service (ES) supply. a) Overall ES supply score in 2019 for millet-cropped areas. The overall score represents the sum of all individual ES scores. Hotspots of ES supply correspond to higher ES score values, while coldspots of ES supply correspond to lower ES score values. b) Comparison of the overall ES score according to the distance to *F. albida* trees classified into two classes (close/far) with a threshold value of 17 m (Roupsard et al., 2020).

systems in SSA (Corbeels et al., 2019) have been shown to mitigate the impacts of climate change. Among the agroforestry systems, the role of parklands has been recognized as particularly important to limit the challenges posed by climate and global changes at a planetary scale (Skole et al., 2021).

4.1. Scope for increasing the ES supply for the F. albida parkland in Senegal

We showed that the majority of ES indicators remained below ES potential values over the study area by 25 % to 50 % (Fig. 4). For each ES indicator, this indicates that if the millet cropped area achieved the ES values at the 95th percentile of the current distribution, that ES would be increased by an average of 32.5 %. These findings highlighted that there is a considerable scope for increasing the ES supply in the *F. albida* parkland. Drivers of ES supply that can explain these vast ES heterogeneities are ES specific, with some ES being influenced by the biophysical conditions and landscape structure (e.g., MHM incidences, Sow et al., 2020) while others are also influenced by management practices (e.g., millet grain yield). The total vegetation carbon stock was identified as the ES exhibiting the highest heterogeneity. Among the possible explanations, we can assume that the strong variability in the tree density, structure, composition and management observed over the *F. albida* parkland (Ndao et al., 2021b) is plausible since it has been stressed as an important driver of woody vegetation carbon storage elsewhere in Senegal (Lufafa et al., 2008) and in West Africa (Balima et al., 2020; Dimobe et al., 2019). A similar explanation could be made for the high spatial heterogeneity observed for MHM incidence, which has been shown to be closely linked to the amount of natural vegetation (Soti et al., 2019; Sow et al., 2020). Hence, one can argue that increasing tree densities or tree cover in *F. albida* parklands can help close some ES gaps, such as the total vegetation carbon stock, but these would be at the expense of other services, such as millet grain or stover yields, for which a threshold can exist above which trees can compete with annual crops since both trees and crops share the same pool of resources. Leroux et al. (2020) assessed that this threshold was around a tree cover of 35 % in the same study area. To rely on management practices such as annual plant diversification and adequate fertilizer application, as shown in other agricultural systems in SSA, can represent good opportunities to reduce these ES variabilities in the *F. albida* parkland by boosting the supply of various ES (Ripoche et al., 2021) while offsetting the effect of tree-crop competition (Sida et al., 2019).

4.2. The supply of multiple ESs boosted by proximity to F. albida trees

To identify the best areas for producing ES in *F. albida* parkland, we relied on a scoring approach that provided an overview of ES hotspots (Fig. 5). We observed an overall high level of multiple ES supply for the *F. albida* parkland with a clear effect of the proximity of the *F. albida* trees. These findings are in agreement with those of studies conducted over our study area at the tree or plot scale on millet grain yield only (Louppe et al., 1996; Roupsard et al., 2020). Thus, using a mapping approach, we also confirmed findings from the literature reviews on the role that trees play in the supply and maintenance of a large spectrum of ESs in SSA agricultural landscapes (Kuyah et al., 2016; Sileshi, 2016; Sinare and Gordon, 2015). Most importantly, by providing detailed spatial information, we were able to target areas that are particularly efficient in supplying a large amount of ES and on which more detailed studies could be conducted to better understand what the underlying environmental, biophysical and socioeconomic drivers are. For instance, southwestern Bambey has been pinpointed as a hotspot in the supply of ESs. It corresponds to an area with numerous depressions forming ponds and swamps that have been recognized as playing a critical role in providing

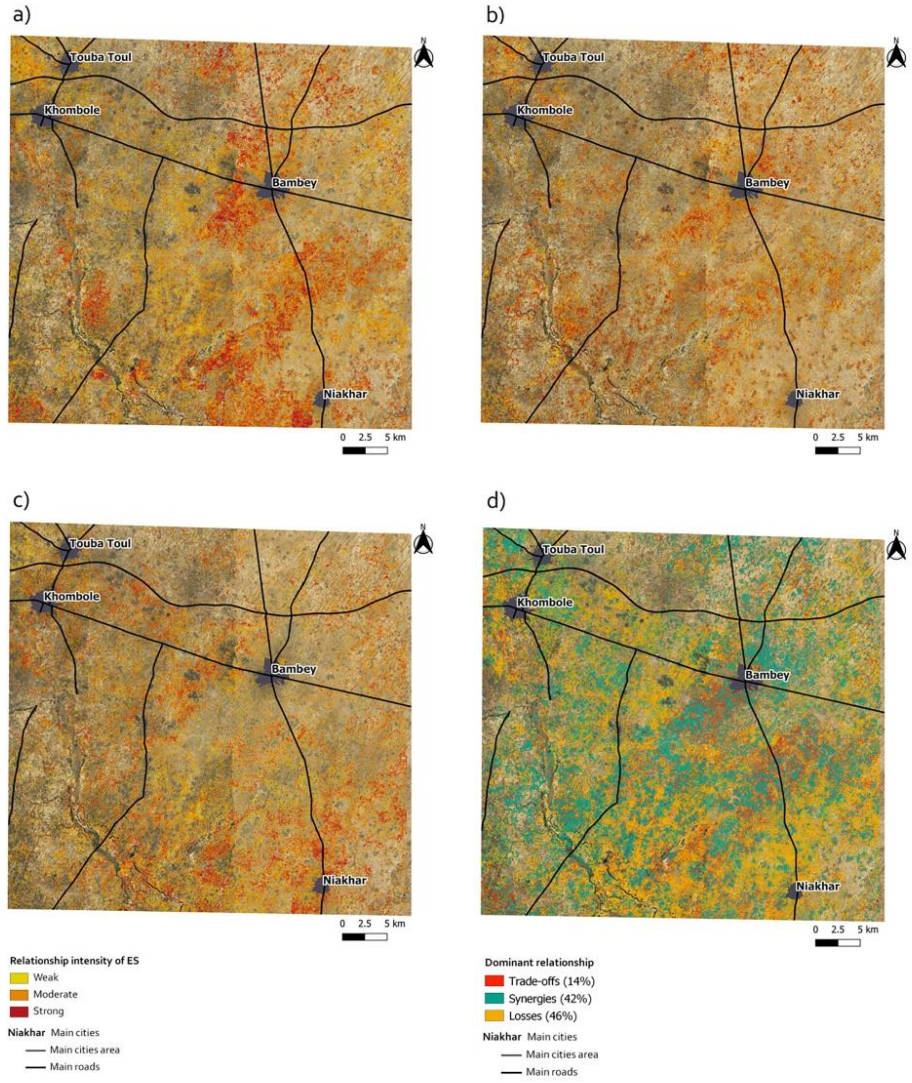


Fig. 6. Relationship intensity of ES in 2019 for millet-cropped areas. a) Trade-offs, b) synergies, c) losses and d) dominant types of relationships among ESs.

ES (Ramsar, 2018). Maps also identified coldspots where development initiatives could settle in priority.

4.3. Relationships among multiple ESs show a gradient effect with distance to F. albida trees

In this study, a spatial co-occurrence method based on the previous individual ES scores was adopted (Fig. 6). For the *F. albida* parkland, we highlighted that synergies and losses among ES occurred equally (~42–44 %), while trade-offs accounted for approximately 14 % of the relationships (Fig. 6). Areas of synergies among ES were consistent with the identification of hotspots of multiple ES. In addition, we demonstrated that synergies followed a clear gradient effect with the distance to *F. albida* trees, with synergies occurring mainly at a distance up to 10 m from the trees (Fig. 8). This strengthens our previous findings by showing that proximity to *F. albida* trees not only boosts the supply of multiple ESs but also that these ESs are mutually beneficial. For instance, millet grain yield and millet stover yields can increase due to improved microclimate (soil temperature or soil water content, e.g., Sida et al., 2018) or soil fertility (topsoil carbon stock or topsoil phosphorous, e.g., Kho et al., 2001). This decreasing gradient pattern has been previously identified spatially for the supply of specific ESs taken in isolation (Roupsard et al., 2020;

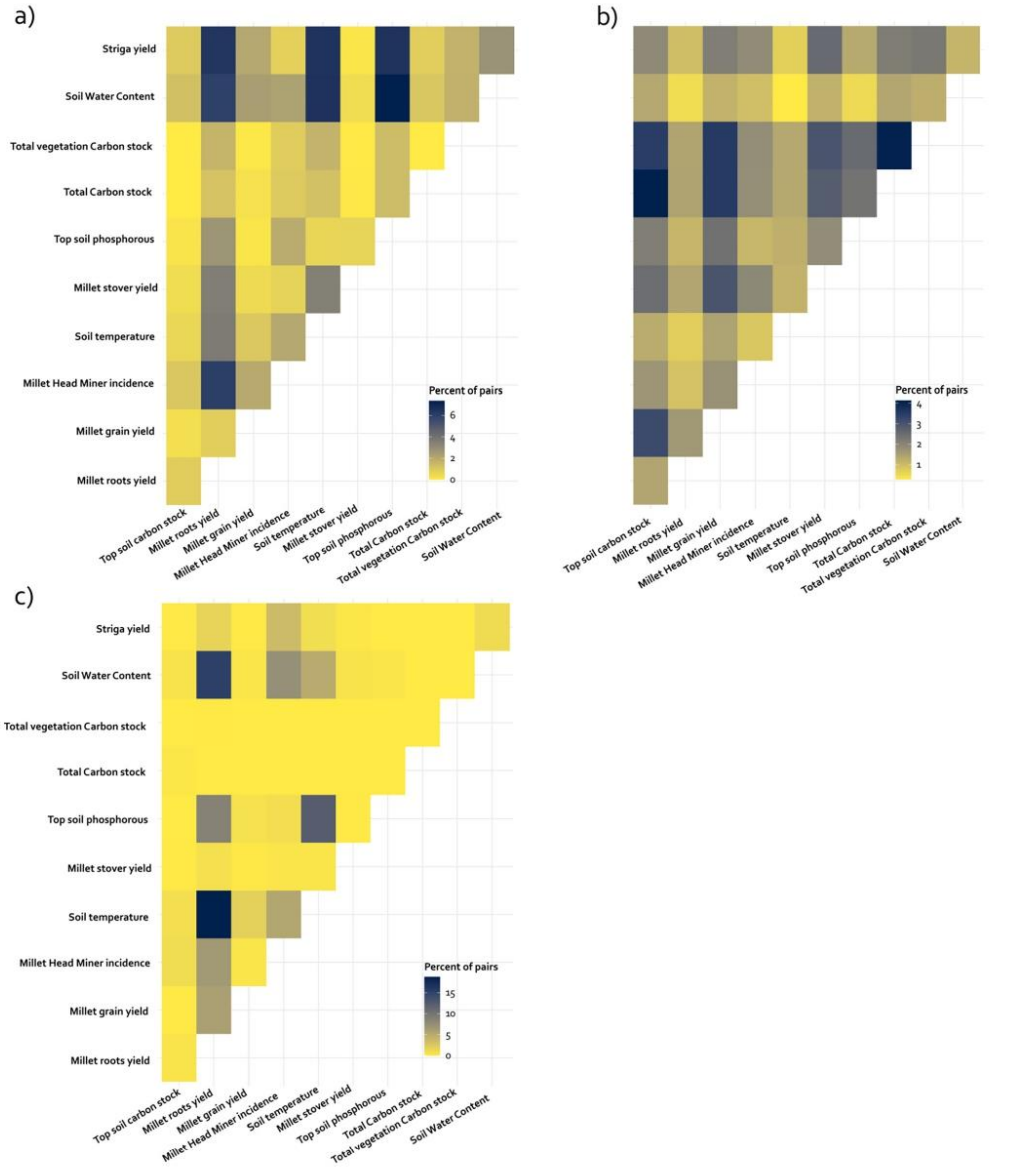


Fig. 7. Origin of the relationships among the 11 ES for millet cropped areas in 2019. a) trade-offs, b) synergies, c) losses. The color scale represents the percent of trade-offs, synergies and losses observed between each pair of ES.

Sileshi, 2016). To the best of our knowledge, this is the first time that this gradient effect has been recorded for the relationships among multiple ESs in *F. albida* parkland. The most comparable study to ours is the one conducted by Roupsard et al. (2020) at a local scale, showing that the distance of influence of *F. albida* trees on millet NDVI, correlated with crop yield, was 17 m, which is above the 10 m identified in the present study but still at a distance dominated by synergies (Fig. 8). In addition, we also identified that above a distance of 30 m from the trees, the sharing between trade-offs, synergies and losses was no longer evolving, suggesting that beyond this threshold, the millet crop was no longer under tree influence.

However, when looking at the agricultural landscape scale, in more than half of the time, there is concurrence (i.e., trade-offs or losses) between

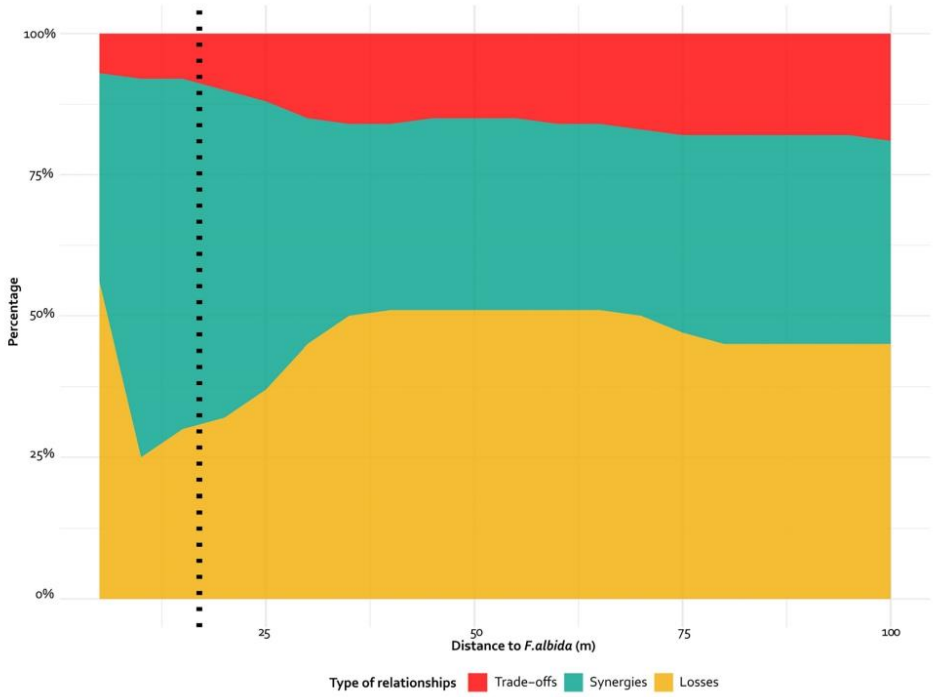


Fig. 8. Effect of the distance to *F. albida* on the dominant relationships among ESs for millet-cropped areas in 2019. The proportion of the dominant relationships is shown along the distance to the *F. albida* gradient (5-m steps). The vertical dashed line represents the distance of 17 m identified previously by Roupsard et al. (2020) as the distance of influence of *F. albida* trees on millet crop productivity (using NDVI as proxy).

ES. Contrary to what has been shown for various ecosystems worldwide (Aryal et al., 2022; Lee and Lautenbach, 2016), these relationships in our study were not dominated by specific pairs of ES (Fig. 7). For instance, in previous studies conducted on parklands in West Africa, only trade-offs between decreased crop yield and the positive effects of trees on regulating services were considered (Bayala et al., 2012; Sinare and Gordon, 2015). Here, we go beyond by evidencing that for the same pair of ES, trade-offs, synergies or losses can occur. *F. albida* parklands is a complex land system in which human-environment interactions (e.g., cropping practices) can vary greatly even over short distances, and hence, management choices made by farmers can greatly change the type and magnitude of relationships among the same pair of ESs (Kuyah et al., 2019). Farmers play a critical role in the selection of trees forming parklands (Sambou et al., 2017), and their management differs in relation to the type of fields, the ecological conditions and the ethnic groups they belong to (Bayala et al., 2015). For instance, *A. digitata* are more present in homestead fields that also receive more manure and waste from households, while *F. albida* are mainly found in bush fields that also receive less fertilizer. In addition, although *F. albida* trees are dominant, it should be kept in mind that the parkland is a system where they are mixed with a range of other tree species (Fig. 2b), which makes tree-crop interactions more complex (Bayala et al., 2014) and challenges the general knowledge gained from studies conducted at the tree scale. For instance, for Bayala et al. (2012), *F. albida* was the only species positively impacting cereals in diverse parklands across West Africa. In contrast, for *A. digitata,* no clear trend in its impact on crops could be drawn from the literature. While recent meta-analyses highlighted a negative impact of *A. digitata* on grain yields, for instance (Bayala et al., 2014; Félix et al., 2018), Sanou et al. (2012) found that millet performed better in the vicinity of *A. digitata* than *Parkia biglobosa*.

4.4. Future research

Our study focused on three categories of ES, provisioning, regulating and supporting services, and did not address cultural ES. While trees have been acknowledged as having important traditional, religious, spiritual, educational or relational values in SSA agricultural landscapes, a recent literature review agreed that cultural ES provided by trees are often overlooked (Kuyah et al., 2016). Such a lack can be attributed to the fact that the cultural meaning of trees is deeply linked to cultures, ethnics and religions, which are highly heterogeneous in SSA, even over small regions. The main ethnic group near the Niakhar site is the Serer, who considered certain trees to be totem (Ba et al., 2018). Certain trees, such as *Azadirachta indica,* are used as shelters for small businesses or meetings, while *Cordyla pinnata* is considered a legacy from God or ancients (Dieng et al., 2016). Most common approaches to evaluate cultural ES are based on interviews or focus groups (Cheng et al., 2019) but are not adapted to support spatial planning decision-making in complex agricultural landscapes such as *F. albida* parklands. An alternative would be to rely on participatory mapping integrating remote sensing-based land use-land cover maps with interviews or human spatial knowledge expressed with maps (Cheng et al., 2019). Such an approach has been tested in Burkina Faso by Sinare et al. (2016) for provisioning services through what they called 'socioecological patches'.

Since only one cropping season was considered in this study, we provided only one snapshot of multiple ESs supplied by *F. albida* parklands

and their relationships. However, the design of sustainable management policies for *F. albida* parklands requires regular monitoring and systematic appraisal of the stability and resilience of ESs and their interactions over time, particularly regarding the extremely high rainfall variability in the region (Panthou et al., 2018). For instance, part of the ES performance mapped in this study could be attributed to the rain distribution. As an illustration, the occurrence of dry and wet spells has been recently shown to explain up to 80 % of millet productivity year-to-year variability in the area (Fall et al., 2021). Another driver that can have an impact on the supply of multiple ESs from one year to another is the previous crop grown. In the area, pearl millet is often cultivated in a biennial rotation with groundnut, which, as leguminous providing nitrogen, has been shown to improve millet yield and soil fertility compared to millet monocropping (Bationo and Ntare, 2000). Hence, ES trade-offs and synergies can evolve over time according to their magnitude and directions due to the interplay of drivers with high temporal variations, as already shown in other agricultural systems worldwide (e.g. Qiu et al., 2018). Since this study is based exclusively on free and open access data, the methodological framework we proposed in this study can easily be extended to conduct long-term monitoring and potentially capture more complex long-term ES relationships in *F. albida* parkland. It can be applied to other parklands as well.

Our results showed that overall, trade-offs and losses are the dominant relationships over the study area (Fig. 6). We previously pointed out that this could occur because *F. albida* parklands are made of a mix of tree species with potential contrasting effects in the ES supplied (Bayala et al., 2014; Sinare and Gordon, 2015). Recently, combining a dense tree inventory with an agronomy survey over the Niakhar area, Leroux et al. (2022) showed that agricultural landscape diversity, particularly tree species richness, is an important driver of millet grain yield variability and plays a crucial role in improving household food security. Hence, all these findings call for a deeper analysis of the potential drivers explaining the ES relationships, starting from a finer spatial characterization of the parkland composition and structuration. Such information can be derived from new images at high spatial and temporal resolutions (e.g., Worldview 3, Venμs). Recently, Lelong et al. (2020) successfully mapped the dominant tree species using Worlview-3 images for a subsection of the Niakhar area.

Finally, while this study focused on a specific agroforestry system in Senegal, the methodological framework proposed can be duplicated in other types of parklands in Sub-Saharan Africa or in other type of agroforestry systems in other regions of the world. Regarding remote sensing-derived data, these are based exclusively on free and open-access data while ES indicators data are based on ground observations in the study area. On the other hand, there are several literature reviews or meta-analyses which synthetize existing data from studies on ES in agroforestry systems (Félix et al., 2018; Kuyah et al., 2019; Reed et al., 2017; Sinare and Gordon, 2015; Skole et al., 2021). There are also an increasing numbers of repositories with research data (e.g. GARDIAN - CGIAR Platform for Big Data in Agriculture) where ground data from experiments on various kinds of agroforestry systems are shared. These data can be used to expand approaches to research on different agroforestry systems. For instance Bonilla-Cedrez et al. (2021) used GARDIAN data to assess and spatialized the yield response of maize to fertilizer in Sub-Sahara Africa.

However, the methodological framework has some technical limitations that readers must be aware of. Firstly, some remote sensing data used have a very coarse resolution which actually doesn't match the very fine variability of process on the ground. This is particularly true for the rainfall data available at a spatial resolution of 4-km while in the region rainfall can be highly spatially variable (Le Barbé and Lebel, 1997). Secondly, the remote sensing data used are at different spatial resolutions. Even if the resampling method allows preserving the original values, and hence tends to limit the bias introduced by the resample, it also can leads to position errors, especially for linear features such as fields edges. Thirdly, the methodological framework relies on optical data only, which prevents its use in high cloud cover areas where optical satellites can't have a clear view of the cropped land surfaces.

4.5. Implications for Faidherbia albida parklands management and policies

Successful investments into trees to improve the sustainable intensification of SSA agriculture and, more broadly, to contribute to multifunctional agriculture require basic insight into the stock and flows of ESs and their relationships at the landscape scale. However, the valuation of ESs is not only a matter of biophysical constraints (supply side) but also a matter of socio-economic utilities (demand side) that can vary greatly among the different stakeholders and ES beneficiaries (Aryal et al., 2022; Mouchet et al., 2014). Indeed, due to the closed links between ES and human wellbeing (Millennium Ecosystem Assessment, 2005), the management of ES is inherently the result of interactions among various stakeholders with different knowledge, priorities and preferences. The different maps and information generated by the proposed approach here can support public debates and target new policies according to the different stakeholders in *F. albida* parklands as well as in various other parklands of West Africa. Therefore, the knowledge, priorities and preferences of the different stakeholders need to be incorporated as an additional step in the proposed mapping approach (Bitoun et al., 2022; Pagella and Sinclair, 2014). One way to go on that direction is, for instance, to create scenarios according to the desired outcomes or regarding the different stakeholders to obtain the multiple ES maps, either in the choice of the indicators to include or their weight in the final score. On this note, the different stakeholders are acting at different spatial scales, and the distribution of outcomes also occurs at different spatial scales. To ensure that the ES maps provide reliable assessment for the different end-users, the proposed approach needs to be combined with a multi-scale framework (Nahuelhual et al., 2020). Among the possibilities, the Ocelet approach is a good option to deal with spatial scale issues in ES mapping. It relies on the concept of interaction graphs to describe a system, such as an agricultural landscape, in terms of entities (e.g.: farmers, policy makers) distributed in space and in interacting with each other (Degenne and Lo Seen, 2016). This approach has been already used to model agroecosystems dynamics across scales in complex agricultural landscapes in Burkina-Faso (Jahel et al., 2016). But first and foremost, the link between human well-being and ES provided by parklands needs to be clarified to increase the stakeholders understanding and aid the decision-making process (Bitoun et al., 2022). For instance, in a recent study in the same *F. albida* parkland Leroux et al. (2022) used a Correlation Network Analysis to evidence the contribution of trees to household food security through improved food production. Ketema et al. (2021) used a combination of mapping, interviews and focus group discussions to assess the ecosystem supply-demand ratio in the East African Rift Valley.

At the local scale, farmers are concerned with the optimization of local ESs, such as crop grain yields, to ensure sufficient foods or generate incomes without compromising the supply of certain ESs (Sinare et al., 2016). The analysis of the spatial heterogeneity of each ES and the identification of hotspot/coldspot areas can help them target intervention areas in their fields and design management practices to increase the supply of one or more ESs, for instance, by selecting the optimal tree-crop combination at the right place. The study also evidences that there is a gradient effect with trees. In terms of management, this implies that different strategies must be implemented by farmers according to the distance of trees in order to increase synergies among ESs. For instance, within 30 m pruning of trees can be considered as an option to improve the crop productivity by reducing the competition for light, while increasing the amount of dry season fodder for livestock (Dilla et al., 2020). Beyond 30 m, farmers may concentrate their applications of green manure and pruning of shrubs such as *Guiera senegalensis* and Piliostigma ssp. that have shown to improve millet crop productivity, soil quality and soil fertility at the same time (Dossa et al., 2012). At the national level, where strategic decisions about ESs are made, such kinds of maps can help the ex post impact assessment of the current interventions proposed, for instance, within the Green program of the "Emerging Senegal Plan", aiming at moving toward the sustainable intensification of agricultural landscapes through a regreening of Senegal for which agroforestry is one of the main options (Quillérou et al., 2019). In particular, such maps can help to delineate the local

heterogeneities rather than considering only the mean effects of adopting agroforestry practices on the supply of multiple ESs, as is mostly the case when analyzing the impacts of agricultural interventions (de Janvry et al., 2011). In addition, this kind of map accounting for fine-scale variations can also support the design of future policies, taking as a reference landscapes that are already achieving complementarities between multiple ESs and hence allowing us to assess the potential of scaling up agroforestry to areas with closed socioecological conditions (Coe et al., 2014). Sharing the evidence of these successful parklands with the policy makers may also help to redesign existing land use policies. For instance, these findings can encourage the government to soften the very strict forestry regulations in the area that strongly forbid the interventions on *F. albida* trees by farmers even on their own fields.

5. Conclusions

To move toward multifunctional agricultural landscapes in SSA, the adoption of an ES valuation framework is required to improve and maintain multiple benefits, such as soil fertility, carbon storage, and water regulation, while meeting food production needs. In addition, the analysis and understanding of the relationships between different ES is of great importance to encourage investment in sustainable intensification practices at various levels of decision-making and hence to foster the development of evidence-based policies for scaling up those practices.

This study provides the first characterization of the multiple ESs supplied by a Sahelian *F. albida* parkland and their relationships. In particular, analyzing the spatial heterogeneity of ESs provides decision-makers information about the ESs that are far below their potential values and for which specific measures have to be put in place to reduce the supply gap (e.g., the total vegetation carbon stock). It also allows the identification of specific areas considered hotspots of ES supply, specifically in the proximity of the *F. albida* trees. At the same time, this study provides information on where areas of coldspots are located and for which more efforts must be made to increase the supply of multiple ESs. However, decision-makers need to design management and local policies that increase the synergies between ES and limit trade-offs and losses as much as possible. This study allows the identification of the dominant relationships between ESs and shows that in the *F. albida* parkland, significant trade-offs or losses between ES supply can exist. Interestingly, there was also evidence that synergies occurred mainly up to 10 m from the *F. albida* trees, suggesting that synergies need to be increased beyond that threshold.

This is a pioneering study for four aspects: (1) we relied on an original approach based on recent advances in the domain of remote sensing data, statistical modeling and ES mapping, (2) we considered a large pool of ESs, including ESs that are often overlooked or not well known (e.g., pests and diseases), (3) we proposed an integrative approach considering ES indicators that are representative of above- and belowground processes, and (4) we examined multiple ESs together rather than individual services and were able to analyze synergies and tradeoffs among them. However, Sahelian agroforestry parklands are heavily dependent on the social organization and the uses that are made of it vary according to the different stakeholders. Thus, this first spatial characterization of the ES relationships is partial since it includes only the supply side, and further studies need to be conducted to include the demand sides. This can be done by redoing the analysis by selecting and weighting the different ESs according to the priorities or preferences of the different stakeholders or the policy options and outcomes currently targeted or in the future.

More broadly, this study broadens the horizons in the field of ES in agroforestry systems owing to the importance and representativeness of agroforestry parklands in SSA, as well as new insights and perspectives to the understanding of ES in agroforestry systems and the reproducibility of our methodological framework to other geographic contexts or agroforestry systems.

CRediT authorship contribution statement

L. Leroux: Conceptualization, Methodology, Validation, Formal analysis, Data curation, Writing – original draft. **C. Clermont-Dauphin:** Conceptualization, Data curation, Writing – review & editing. **M. Ndienor:** Conceptualization, Data curation. **C. Jourdan:** Conceptualization, Data curation, Writing – review & editing. **O. Roupsard:** Writing – review & editing. **J. Seghieri:** Writing – review & editing, Project administration, Funding acquisition.

Data availability

Data will be made available on request.

Declaration of competing interest

The authors declare the following financial interests/personal relationships which may be considered as potential competing interests: Leroux Louise reports financial support was provided by European Union.

Acknowledgments

This work was supported by the UE LEAP-Agri RAMSES II project (Grant No. 727715) and the UE H2020 SustainSAHEL project (Grant No. 861974). SMOS disaggregated data were kindly provided by isardSAT and were developed in the framework of the UE RISE ACCWA project (Grant No. 823965). Last, we are very thankful to the four Master's students who helped in the collection of the field data (Adama Dione, Franck Diatta, Alpha Sané and Mountaga Mboh).

Appendix A. Supplementary data

Supplementary data to this article can be found online at https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.158707.

References

Adkins, E., Oppelstrup, K., Modi, V., 2012. Rural household energy consumption in the millennium villages in Sub-Saharan Africa. Energy Sustain. Dev. 16, 249–259. https://doi.org/10.1016/j.esd.2012.04.003.

Affholder, F., Poeydebat, C., Corbeels, M., Scopel, E., Tittonell, P., 2013. The yield gap of major food crops in family agriculture in the tropics: assessment and analysis through field surveys and modelling. Field Crop. Res. 143, 106–118. https://doi.org/10.1016/j.fcr.2012.10.021.

Alobo Loison, S., 2015. Rural livelihood diversification in Sub-Saharan Africa: a literature review. J. Dev. Stud. 51, 1125–1138. https://doi.org/10.1080/00220388.2015.1046445.

Andreotti, F., Mao, Z., Jagoret, P., Speelman, E.N., Gary, C., Saj, S., 2018. Exploring management strategies to enhance the provision of ecosystem services in complex smallholder agroforestry systems. Ecol. Indic. 94, 257–265. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.06.048.

Araya, A., Jha, P.K., Zambreski, Z., Faye, A., Ciampitti, I.A., Min, D., Gowda, P.H., Singh, U., Prasad, P.V.V., 2022. Evaluating crop management options for sorghum, pearl millet and peanut to minimize risk under the projected midcentury climate scenario for different locations in Senegal. Clim. Risk Manag. 36, 100436. https://doi.org/10.1016/j.crm.2022.100436.

Aryal, K., Maraseni, T., Apan, A., 2022. How much do we know about trade-offs in ecosystem services? A systematic review of empirical research observations. Sci. Total Environ. 806, 151229. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.151229.

Ba, M., Bourgoin, J., Thiaw, I., Soti, V., 2018. Impact des modes de gestion des parcs arborés Sur la dynamique des paysages agricoles, un cas d'étude au Sénégal. VertigO 1–26. https://doi.org/10.4000/vertigo.20397.

Balima, L.H., Nacoulma, B.M.I., Bayen, P., Kouamé, F.N.G., Thiombiano, A., 2020. Agricultural land use reduces plant biodiversity and carbon storage in tropical west african savanna ecosystems: implications for sustainability. Glob. Ecol. Conserv. 21, e00875. https://doi.org/10.1016/j.gecco.2019.e00875.

Bationo, A., Ntare, B.R., 2000. Rotation and nitrogen fertilizer effects on pearl millet, cowpea and groundnut yield and soil chemical properties in a sandy soil in the semi-arid tropics, West Africa. J. Agric. Sci. 134, 277–284. https://doi.org/10.1017/S0021859699007650.

Bayala, J., Heng, L.K., van Noordwijk, M., Ouedraogo, S.J., 2008. Hydraulic redistribution study in two native tree species of agroforestry parklands of west african dry savanna. Acta Oecol. 34, 370–378. https://doi.org/10.1016/j.actao.2008.06.010.

Bayala, J., Sileshi, G.W., Coe, R., Kalinganire, A., Tchoundjeu, Z., Sinclair, F., Garrity, D., 2012. Cereal yield response to conservation agriculture practices in drylands of West

Africa: a quantitative synthesis. J. Arid Environ. https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2011.10.011.
Bayala, J., Sanou, J., Teklehaimanot, Z., Ouédraogo, S.J., 2014. Parklands for buffering climate risk and sustaining agricultural production in the Sahel of West Africa. Curr. Opin. Environ. Sustain. 6, 28–34. https://doi.org/10.1016/J.COSUST.2013.10.004.
Bayala, J., Sanou, J., Teklehaimanot, Z., Ouedraogo, S.J., Kalinganire, A., Coe, R., Noordwijk, M.V.A., 2015. Advances in knowledge of processes in soil–tree–crop interactions in parkland systems in the West African Sahel: a review. Agric. Ecosyst. Environ. 205, 25–35. https://doi.org/10.1016/J.AGEE.2015.02.018.
Bayala, J., Sanou, J., Bazié, H.R., Coe, R., Kalinganire, A., Sinclair, F.L., 2020. Regenerated trees in farmers' fields increase soil carbon across the Sahel. Agrofor. Syst. 94, 401–415. https://doi.org/10.1007/s10457-019-00403-6.
Beillouin, D., Ben-Ari, T., Malézieux, E., Seufert, V., Makowski, D., 2021. Positive but variable effects of crop diversification on biodiversity and ecosystem services. Glob. Chang. Biol. https://doi.org/10.1111/gcb.15747 n/a.
Bennett, E.M., Peterson, G.D., Gordon, L.J., 2009. Understanding relationships among multiple ecosystem services. Ecol. Lett. 12, 1394–1404. https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2009.01387.x.
Bitoun, R.E., Trégarot, E., Devillers, R., 2022. Bridging theory and practice in ecosystem services mapping: a systematic review. Environ. Syst. Decis. 42, 103–116. https://doi.org/10.1007/s10669-021-09839-7.
Boffa, J.-M., 1999. Agroforestry Parklands in Sub-Saharan Africa (No. 34). FAO Conservation Guide, Rome, Italy.
Bonilla-Cedrez, C., Chamberlin, J., Hijmans, R.J., 2021. Fertilizer and grain prices constrain food production in sub-saharan Africa. Nat. Food 2, 766–772. https://doi.org/10.1038/s43016-021-00370-1.
Brandt, M., Tucker, C.J., Kariryaa, A., Rasmussen, K., Abel, C., Small, J., Chave, J., Rasmussen, L.V., Hiernaux, P., Diouf, A.A., Kergoat, L., Mertz, O., Igel, C., Gieseke, F., Schöning, J., Li, S., Melocik, K., Meyer, J., Sinno, S., Romero, E., Glennie, E., Montagu, A., Dendoncker, M., Fensholt, R., 2020. An unexpectedly large count of trees in the west african Sahara and Sahel. Nature https://doi.org/10.1038/s41586-020-2824-5.
Breiman, 2001. Random forest. Mach. Learn. 45, 5–32.
Cardinael, R., Umulisa, V., Toudert, A., Olivier, A., Bockel, L., Bernoux, M., 2018. Revisiting IPCC tier 1 coefficients for soil organic and biomass carbon storage in agroforestry systems. Environ. Res. Lett. 13, 124020. https://doi.org/10.1088/1748-9326/aaeb5f.
Cardinael, R., Mao, Z., Chenu, C., Hinsinger, P., 2020. Belowground functioning of agroforestry systems: recent advances and perspectives. Plant Soil 453, 1–13. https://doi.org/10.1007/s11104-020-04633-x.
Cassman, K.G., 1999. Ecological intensification of cereal production systems: yield potential, soil quality, and precision agriculture. Proc. Natl. Acad. Sci. 96, 5952–5959. https://doi.org/10.1073/pnas.96.11.5952.
Chen, L., Pei, S., Liu, X., Qiao, Q., Liu, C., 2021. Mapping and analysing tradeoffs, synergies and losses among multiple ecosystem services across a transitional area in Beijing, China. Ecol. Indic. 123, 107329. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107329.
Cheng, X., Van Damme, S., Li, L., Uyttenhove, P., 2019. Evaluation of cultural ecosystem services: a review of methods. Ecosyst. Serv. 37, 100925. https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2019.100925.
Coe, R., Sinclair, F., Barrios, E., 2014. Scaling up agroforestry requires research 'in' rather than 'for' development. Curr. Opin. Environ. Sustain. 6, 73–77. https://doi.org/10.1016/j.cosust.2013.10.013.
Corbeels, M., Cardinael, R., Naudin, K., Guibert, H., Torquebiau, E., 2019. The 4 per 1000 goal and soil carbon storage under agroforestry and conservation agriculture systems in sub-Saharan Africa. Soil Tillage Res. 188, 16–26. https://doi.org/10.1016/j.still.2018.02.015.
de Janvry, A., Dunstan, A., Sadoulet, E., 2011. Recent Advances in Impact Analysis Methods for Ex-post Impact Assessments of Agricultural Technology: Options for the CGIAR. Report Prepared for the Workshop: Increasing the Rigor of Ex-post Impact Assessment of Agricultural Research: A Discussion on esti. Rome, Italy.
DeClerck, F., Estrada-Carmona, N., Garbach, K., Martinez-Salinas, A., 2015. Biodiversity and ecosystem services of agricultural landscapes: reversing agriculture's externalities. Agroecology for Food Security and Nutrition – Proceedings of the FAO International Symposium on Agroecology for Food Security and Nutrition. FAO, Rome, Italy, pp. 140–157.
Degenne, P., Lo Seen, D., 2016. Ocelet: simulating processes of landscape changes using interaction graphs. SoftwareX 5, 89–95. https://doi.org/10.1016/j.softx.2016.05.002.
Delaunay, V., Desclaux, A., Sokhna, C., 2018. Niakhar, mémoires et perspectives.
Dieng, S., Diop, M., Goudiaby, A., Niang-Diop, F., Faye Codou, L., Guiro, I., Sambou, S., Lykke, A.M., Sambou, B., 2016. Caractérisation des services écosystémiques fournis par Cordyla pinnata dans la périphérie de la Forêt classée de Patako au Sénégal [WWW Document]. VertigO. https://journals.openedition.org/vertigo/17634 (accessed 4.15.20).
Dilla, A.M., Smethurst, P.J., Huth, N.I., Barry, K.M., 2020. Plot-scale agroforestry modeling explores tree pruning and fertilizer interactions for maize production in a faidherbia parkland. Forests 11, 1175. https://doi.org/10.3390/f11111175.
Dimobe, K., Kuyah, S., Dabré, Z., Ouédraogo, A., Thiombiano, A., 2019. Diversity-carbon stock relationship across vegetation types in W national park in Burkina Faso. For. Ecol. Manag. 438, 243–254. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.02.027.
Dossa, E.L., Diedhiou, I., Khouma, M., Sene, M., Lufafa, A., Kizito, F., Samba, S.A.N., Badiane, A.N., Diedhiou, S., Dick, R.P., 2012. Crop productivity and nutrient dynamics in a shrub (Guiera senegalensis)–based farming system of the Sahel. Agron. J. 104, 1255–1264. https://doi.org/10.2134/agronj2011.0399.
Dubayah, R., Blair, J.B., Goetz, S., Fatoyinbo, L., Hansen, M., Healey, S., Hofton, M., Hurtt, G., Kellner, J., Luthcke, S., Armston, J., Tang, H., Duncanson, L., Hancock, S., Jantz, P., Marselis, S., Patterson, P.L., Qi, W., Silva, C., 2020. The global ecosystem dynamics investigation: high-resolution laser ranging of the Earth's forests and topography. Sci. Remote Sens. 1, 100002. https://doi.org/10.1016/j.srs.2020.100002.
Ekeleme, F., Jibrin, J.M., Kamara, A.Y., Oluoch, M., Samndi, A.M., Fagge, A.A., 2014. Assessment of the relationship between soil properties, Striga hermonthica infestation and the on-farm yields of maize in the dry savannas of Nigeria. Crop Prot. 66, 90–97. https://doi.org/10.1016/j.cropro.2014.09.001.
Escorihuela, M.J., Merlin, O., Stefan, V., Moyano, G., Eweys, O.A., Zribi, M., Kamara, S., Benahi, A.S., Ebbe, M.A.B., Chihrane, J., Ghaout, S., Cissé, S., Diakité, F., Lazar, M., Pellarin, T., Grippa, M., Cressman, K., Piou, C., 2018. SMOS based high resolution soil moisture estimates for desert locust preventive management. Remote Sens. Appl. Soc. Environ. 11, 140–150. https://doi.org/10.1016/j.rsase.2018.06.002.
Fall, C.M.N., Lavaysse, C., Kerdiles, H., Dramé, M.S., Roudier, P., Gaye, A.T., 2021. Performance of dry and wet spells combined with remote sensing indicators for crop yield prediction in Senegal. Clim. Risk Manag. 33, 100331. https://doi.org/10.1016/j.crm.2021.100331.
FAO, 2021. Agroforestry [WWW Document]. https://www.fao.org/forestry/agroforestry/en/ (accessed 5.18.22).
FAO, IFAD, UNICEF, WFP, WHO, 2022. The State of Food Security and Nutrition in the World 2022. Repurposing Food and Agricultural Policies to Make Healthy Diets More Affordable. Rome, Italy. https://doi.org/10.4060/cc0639en.
Farr, T.G., Rosen, P.A., Caro, E., Crippen, R., Duren, R., Hensley, S., Kobrick, M., Paller, M., Rodriguez, E., Roth, L., Seal, D., Shaffer, S., Shimada, J., Umland, J., Werner, M., Oskin, M., Burbank, D., Alsdorf, D., 2007. The shuttle radar topography mission. Rev. Geophys. 45, 1–33. https://doi.org/10.1029/2005RG000183.1.INTRODUCTION.
Félix, G.F., Scholberg, J.M.S., Clermont-Dauphin, C., Cournac, L., Tittonell, P., 2018. Enhancing agroecosystem productivity with woody perennials in semi-arid West Africa. A meta-analysis. Agron. Sustain. Dev. 38, 57. https://doi.org/10.1007/s13593-018-0533-3.
Foley, J.A., Ramankutty, N., Brauman, K.A., Cassidy, E.S., Gerber, J.S., Johnston, M., Mueller, N.D., O'Connell, C., Ray, D.K., West, P.C., Balzer, C., Bennett, E.M., Carpenter, S.R., Hill, J., Monfreda, C., Polasky, S., Rockström, J., Sheehan, J., Siebert, S., Tilman, D., Zaks, D.P.M., 2011. Solutions for a cultivated planet. Nature 478, 337–342. https://doi.org/10.1038/nature10452.
Forkuor, G., Dimobe, K., Serme, I., Tondoh, J.E., 2017. Landsat-8 vs. Sentinel-2: examining the added value of sentinel-2's red-edge bands to land-use and land-cover mapping in Burkina Faso. GISci. Remote Sens. 1–24. https://doi.org/10.1080/15481603.2017.1370169.
Frei, B., Renard, D., Mitchell, M.G.E., Seufert, V., Chaplin-Kramer, R., Rhemtulla, J.M., Bennett, E.M., 2018. Bright spots in agricultural landscapes: identifying areas exceeding expectations for multifunctionality and biodiversity. J. Appl. Ecol. 55, 2731–2743. https://doi.org/10.1111/1365-2664.13191.
Frelat, R., Lopez-Ridaura, S., Giller, K.E., Herrero, M., Douxchamps, S., Djurfeldt, A.A., Erenstein, O., Henderson, B., Kassie, M., Paul, B.K., Rigolot, C., Ritzema, R.S., Rodriguez, D., Van Asten, P.J.A., Van Wijk, M.T., 2016. Drivers of household food availability in sub-saharan Africa based on big data from small farms. Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 113, 458–463. https://doi.org/10.1073/pnas.1518384112.
Friedman, J.H., 2001. Greedy function approximation: a gradient boosting machine. Ann. Stat. 29, 1189–1232.
Gao, B.-C., 1996. NDWI - a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. Remote Sens. Environ. 58, 257–266.
Gbodjo, J.E., Ienco, D., Leroux, L., Interdonato, R., Gaetano, R., Ndao, B., 2020. Object-based multi-temporal and multi-source land cover mapping leveraging hierarchical class relationships. Remote Sens. 12, 2814. https://doi.org/10.3390/rs12172814.
Giller, K.E., Delaune, T., Silva, J.V., Descheemaeker, K., van de Ven, G., Schut, A.G.T., van Wijk, M., Hammond, J., Hochman, Z., Taulya, G., Chikowo, R., Narayanan, S., Kishore, A., Bresciani, F., Teixeira, H.M., Andersson, J.A., van Ittersum, M.K., 2021. The future of farming: who will produce our food? Food Secur. 13, 1073–1099. https://doi.org/10.1007/s12571-021-01184-6.
Gitelson, A.A., Viña, A., Ciganda, V., Rundquist, D.C., Arkebauer, T.J., 2005. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. Geophys. Res. Lett. 32, L08403. https://doi.org/10.1029/2005GL022688.
Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., Moore, R., 2017. Google earth engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. Remote Sens. Environ. 202, 18–27. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031.
Gregory, J.H., Dukes, M.D., Jones, P.H., Miller, G., 2006. Effect of urban soil compaction on infiltration rate. J. Soil Water Conserv. 61, 117–124.
Gworgwor, N.A., 2007. Trees to control weeds in pearl millet. Agron. Sustain. Dev. 27, 89–94.
Hengl, T., Heuvelink, G.B.M., Kempen, B., Leenaars, J.G.B., Walsh, M.G., Shepherd, K.D., Sila, A., MacMillan, R.A., De Jesus, J.M., Tamene, L., Tondoh, J.E., 2015. Mapping soil properties of Africa at 250 m resolution: random forests significantly improve current predictions. PLoS One 10. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0125814.
Hengl, T., Leenaars, J.G.B., Shepherd, K.D., Walsh, M.G., Heuvelink, G.B.M., Mamo, T., Tilahun, H., Berkhout, E., Cooper, M., Fegraus, E., Wheeler, I., Kwabena, N.A., 2017. Soil nutrient maps of sub-saharan Africa: assessment of soil nutrient content at 250 m spatial resolution using machine learning. Nutr. Cycl. Agroecosyst. 109, 77–102. https://doi.org/10.1007/s10705-017-9870-x.
Ickowitz, A., Powell, B., Salim, M.A., Sunderland, T.C.H., 2014. Dietary quality and tree cover in Africa. Glob. Environ. Chang. 24, 287–294. https://doi.org/10.1016/J.GLOENVCHA.2013.12.001.
IPAR, 2017. Etude de la consommation des céréales de base au Sénégal. Dakar (Sénégal).
IPCC, 2019. IPCC Refinement to the 2006 IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories. Kyoto, Japan.
IPCC, 2019. Summary for policymakers. Climate Change and Land: An IPCC Special Report on Climate Change, Desertification, Land Degradation, Sustainable Land Management, Food Security, and Greenhouse Gas Fluxes in Terrestrial Ecosystems in press.
Jahel, C., Baron, C., Vall, E., Karambiri, M., Castets, M., Coulibaly, K., Bégué, A., Lo Seen, D., 2016. Spatial modelling of agro-ecosystem dynamics across scales: a case in the cotton region of West-Burkina Faso. Agric. Syst. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2016.05.016.
Jolivot, A., Lebourgeois, V., Leroux, L., Ameline, M., Andriamanga, V., Bellón, B., Castets, M., Crespin-Boucaud, A., Defourny, P., Diaz, S., Dieye, M., Dupuy, S., Ferraz, R., Gaetano, R.,

Gely, M., Jahel, C., Lelong, C., Le Maire, G., Lo Seen, D., Muthoni, M., Ndao, B., Newby, T., Melo de Oliveira Santos, C.L., Rasoamalala, E., Simoes, M., Tiaw, I., Timmermans, A., Tran, A., Bégué, A., 2021. Harmonized *in situ* JECAM datasets for agricultural land use mapping and monitoring in tropical countries. Earth Syst. Sci. Data 13, 5951–5967. https://doi.org/10.5194/essd-13-5951-2021.

Ketema, H., Wei, W., Legesse, A., Wolde, Z., Endalamaw, T., 2021. Quantifying ecosystem service supply-demand relationship and its link with smallholder farmers' well-being in contrasting agro-ecological zones of the east african rift. Glob. Ecol. Conserv. 31, e01829. https://doi.org/10.1016/j.gecco.2021.e01829.

Kho, R.M., Yacouba, B., Yayé, M., Katkoré, B., Moussa, A., Iktam, A., Mayaki, A., 2001. Separating the effects of trees on crops: the case of Faidherbia albida and millet in Niger. Agrofor. Syst. 52, 219–238. https://doi.org/10.1023/A:1011820412140.

Kuyah, S., Öborn, I., Jonsson, M., Dahlin, A.S., Barrios, E., Muthuri, C., Malmer, A., Nyaga, J., Magaju, C., Namirembe, S., Nyberg, Y., Sinclair, F.L., 2016. Trees in agricultural landscapes enhance provision of ecosystem services in Sub-Saharan Africa. Int. J. Biodivers. Sci. Ecosyst. Serv. Manag. 12, 255–273. https://doi.org/10.1080/21513732.2016.1214178.

Kuyah, S., Whitney, C.W., Jonsson, M., Sileshi, G.W., Öborn, I., Muthuri, C.W., Luedeling, E., 2019. Agroforestry delivers a win-win solution for ecosystem services in sub-Saharan Africa. A meta-analysis. Agron. Sustain. Dev. 39, 47. https://doi.org/10.1007/s13593-019-0589-8.

Le Barbé, L., Lebel, T., 1997. Rainfall climatology of the HAPEX-Sahel region during the years 1950–1990. J. Hydrol. 188–189, 43–73.

Le Clec'h, S., Oszwald, J., Decaens, T., Desjardins, T., Dufour, S., Grimaldi, M., Jegou, N., Lavelle, P., 2016. Mapping multiple ecosystem services indicators: toward an objective-oriented approach. Ecol. Indic. 69, 508–521. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.05.021.

Le Clec'h, S., Finger, R., Buchmann, N., Gosal, A.S., Hörtnagl, L., Huguenin-Elie, O., Jeanneret, P., Lüscher, A., Schneider, M.K., Huber, R., 2019. Assessment of spatial variability of multiple ecosystem services in grasslands of different intensities. J. Environ. Manage. 251, 109372. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.109372.

Leakey, R.R., 2017. Multifunctional Agriculture Achieiving Sustainable Development in Africa. Academic Press https://doi.org/10.1016/B978-0-12-805356-0.00041-6.

Lebourgeois, V., Dupuy, S., Vintrou, E., Ameline, M., Butler, S., Bégué, A., 2017. A combined random Forest and OBIA classification scheme for mapping smallholder agriculture at different nomenclature levels using multisource data (simulated Sentinel-2 time series, VHRS and DEM). Remote Sens. 9, 259. https://doi.org/10.3390/rs9030259.

Lee, H., Lautenbach, S., 2016. A quantitative review of relationships between ecosystem services. Ecol. Indic. 66, 340–351. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.02.004.

Lelong, C.C.D., Tshingomba, U.K., Soti, V., 2020. Assessing Worldview-3 multispectral imaging abilities to map the tree diversity in semi-arid parklands. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 93, 102211. https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102211.

Lericollais, A., 1999. Paysans sereer dynamiques agraires et mobilités au Sénégal. (1940-. . .) Institut de recherche pour le développement (IRD).

Leroux, L., Castets, M., Baron, C., Escorihuela, M.J., Lo Seen, D., Bégué, A., 2019. Maize yield estimation in West Africa from crop processes-induced combination of multi-domain remote sensing indices. Eur. J. Agron. 108, 11–26.

Leroux, L., Falconnier, G.N., Diouf, A.A., Ndao, B., Gbodjo, J.E., Tall, L., Balde, A.A., Clermont-Dauphin, C., Affholder, F., Bégué, A., Roupsard, O., 2020. Using remote sensing to assess the effect of trees on millet yield in complex parklands of Central Senegal. Agric. Syst. 184, 1–13. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.102918.

Leroux, L., Faye, N.F., Jahel, C., Falconnier, G.N., Diouf, A.A., Ndao, B., Tiaw, I., Senghor, Y., Kanfany, G., Balde, A., Dieye, M., Sirdey, N., Alobo Loison, S., Corbeels, M., Baudron, F., Bouquet, E., 2022. Exploring the agricultural landscape diversity-food security nexus: an analysis in two contrasted parklands of Central Senegal. Agric. Syst. 196, 103312. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2021.103312.

Li, Z., Deng, X., Jin, G., Mohmmed, A., Arowolo, A.O., 2020. Tradeoffs between agricultural production and ecosystem services: a case study in Zhangye, Northwest China. Sci. Total Environ. 707, 136032. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.136032.

Louppe, D., N'Dour, B., Samba, S.A.N., 1996. Influence de Faidherbia albida Sur l'arachide et le mil au Sénégal. Les Parcs à Faidherbia" (Acacia Albida Parklands), Cahiers Scientifiques Du Cirad-Forêt N°12. CIRAD, Montpellier, France, pp. 123–139.

Lufafa, A., Bolte, J., Wright, D., Khouma, M., Diedhiou, I., Dick, R.P., Kizito, F., Dossa, E., Noller, J.S., 2008. Regional carbon stocks and dynamics in native woody shrub communities of Senegal's Peanut Basin. Agric. Ecosyst. Environ. 128, 1–11. https://doi.org/10.1016/J.AGEE.2008.04.013.

Maidment, R.I., Grimes, D., Black, E., Tarnavsky, E., Young, M., Greatrex, H., Allan, R.P., 2017. A new, long-term daily satellite-based rainfall dataset for operational monitoring in Africa. Sci. Data 4, 170063. https://doi.org/10.1038/sdata.2017.63.

Manzo, O., Massaoudou, M., Issoufou, H.B.A., Diouf, A., Morou, B., Youssifi, S., Mahaman, A., Paul, R., 2015. Equations allométriques pour l'estimation de la biomasse aérienne de Faidherbia albida (Del.) Achev dans les agrosystèmes d'Aguié. Niger. Int. J. Biol. Chem. Sci. 9, 1863–1874.

Millennium Ecosystem Assessment, 2005. Ecosystems and Human Well-being: Synthesis. Island Pre., Washington DC.

Miller, D.C., Ordoñez, P.J., Brown, S.E., Forrest, S., Nava, N.J., Hughes, K., Baylis, K., 2020. The impacts of agroforestry on agricultural productivity, ecosystem services, and human well-being in low-and middle-income countries: an evidence and gap map. Campbell Syst. Rev. 16, e1066. https://doi.org/10.1002/cl2.1066.

Mouchet, M.A., Lamarque, P., Martín-López, B., Crouzat, E., Gos, P., Byczek, C., Lavorel, S., 2014. An interdisciplinary methodological guide for quantifying associations between ecosystem services. Glob. Environ. Chang. 28, 298–308. https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2014.07.012.

Mueller, N.D., Gerber, J.S., Johnston, M., Ray, D.K., Ramankutty, N., Foley, J.A., 2012. Closing yield gaps through nutrient and water management. Nature 490, 254–257. https://doi.org/10.1038/nature11420.

Nahuelhual, L., Vergara, X., Bozzeda, F., Campos, G., Subida, M.D., Outeiro, L., Villasante, S., Fernández, M., 2020. Exploring gaps in mapping marine ecosystem services: a benchmark analysis. Ocean Coast. Manag. 192, 105193. https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2020.105193.

Nair, P., 1993. An Introduction to Agroforestry. Springer S., Dordrecht, The Netherlands.

Ndao, B., Leroux, L., Diouf, A.A., 2021. Tree Species Inventory in the Faidherbia albida Parkland of Senegal. https://doi.org/10.18167/DVN1/OAYDV3.

Ndao, B., Leroux, L., Gaetano, R., Diouf, A.A., Soti, V., Mbow, C., Bégué, A., Sambou, B., 2021b. Landscape heterogeneity analysis using geospatial techniques and a priori knowledge in sahelian agroforestry systems of Senegal. Ecol. Indic. 125, 107481. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107481.

Orsi, F., Ciolli, M., Primmer, E., Varumo, L., Geneletti, D., 2020. Mapping hotspots and bundles of forest ecosystem services across the European Union. Land Use Policy 99, 104840. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104840.

Pagella, T.F., Sinclair, F.L., 2014. Development and use of a typology of mapping tools to assess their fitness for supporting management of ecosystem service provision. Landsc. Ecol. 29, 383–399. https://doi.org/10.1007/s10980-013-9983-9.

Panthou, G., Lebel, T., Vischel, T., Quantin, G., Sane, Y., Ba, A., Ndiaye, O., Diongue-Niang, A., Diopkane, M., 2018. Rainfall intensification in tropical semi-arid regions: the Sahelian case. Environ. Res. Lett. 13, 64013. https://doi.org/10.1088/1748-9326/aac334.

Pélissier, P., 1996. Les paysans du Sénégal: les civilisations agraires du Cayor à la Casamance, Revue Géographique de l'Est.

QGIS Development Team, 2021. QGIS Geographic Information System.

Qiu, J., Carpenter, S.R., Booth, E.G., Motew, M., Zipper, S.C., Kucharik, C.J., Loheide II, S.P., Turner, M.G., 2018. Understanding relationships among ecosystem services across spatial scales and over time. Environ. Res. Lett. 13, 54020. https://doi.org/10.1088/1748-9326/aabb87.

Quillérou, E., Zakrewski, L., Touré, K., Sarr, G., 2019. Investir dans la gestion durable des terres au Sénégal pour atténuer les conflits d'usage. Synthèse des quatre cas d'étude ELD au Sénégal : Forêt classée de Pata (Kolda), Kamb (Louga), Mbar Diop (Thiès) et Daga Birame (Kaffrine). Un rapport de l'Initiativ.

Ramsar, 2018. Global Wetland Outlook: State of the World's Wetlands and Their Services to People. Gland, Switzerland.

Reed, J., Vianen van, J., Foli, S., Clendenning, J., Yang, K., MacDonald, M., Petrokofsky, G., Padoch, C., Sunderland, T., 2017. Trees for life: the ecosystem service contribution of trees to food production and livelihoods in the tropics. For. Policy Econ. 84, 62–71.

Ripoche, A., Autfray, P., Rabary, B., Randriamanantsoa, R., Blanchart, E., Trap, J., Sauvadet, M., Becquer, T., Letourmy, P., 2021. Increasing plant diversity promotes ecosystem functions in rainfed rice based short rotations in malagasy highlands. Agric. Ecosyst. Environ. 320, 107576. https://doi.org/10.1016/j.agee.2021.107576.

Roupsard, O., Ferhi, A., Granier, A., Pallo, F., Depommier, D., Mallet, B., Joly, H.I., Dreyer, E., 1999. Reverse phenology and dry-season water uptake by Faidherbia albida (Del.) A. Chev. in an agroforestry parkland of sudanese West Africa. Funct. Ecol. 13, 460–472. https://doi.org/10.1046/j.1365-2435.1999.00345.x.

Roupsard, O., Audebert, A., Ndour, A., Clermont-Dauphin, C., Agbohessou, Y., Sanou, J., Koala, J., Faye, E., Sambakhe, D., Jourdan, C., le Maire, G., Tall, L., Sanogo, D., Seghieri, J., Cournac, L., Leroux, L., 2020. How far does the tree affect the crop in agroforestry? New spatial analysis methods in a faidherbia parkland. Agric. Ecosyst. Environ. 296, 106928. https://doi.org/10.1016/j.agee.2020.106928.

Running, S.W., Mu, Q., Zhao, M., Moreno, A., 2019. MODIS Global Terrestrial Evapotranspiration (ET) Product (NASA MOD16A2/A3) Algorithm Theoretical Basis Document Collection. 6.

Sambou, A., Sambou, B., Ræbild, A., 2017. Farmers' contributions to the conservation of tree diversity in the Groundnut Basin, Senegal. J. For. Res. 28, 1083–1096. https://doi.org/10.1007/s11676-017-0374-y.

Sanou, J., Bayala, J., Teklehaimanot, Z., Bazié, P., 2012. Effect of shading by baobab (Adansonia digitata) and néré (Parkia biglobosa) on yields of millet (Pennisetum glaucum) and taro (Colocasia esculenta) in parkland systems in Burkina Faso, West Africa. Agrofor. Syst. 85, 431–441. https://doi.org/10.1007/s10457-011-9405-4.

Schnell, S., Altrell, D., Ståhl, G., Kleinn, C., 2014. The contribution of trees outside forests to national tree biomass and carbon stocks—a comparative study across three continents. Environ. Monit. Assess. 187, 4197. https://doi.org/10.1007/s10661-014-4197-4.

Sida, T.S., Baudron, F., Kim, H., Giller, K.E., 2018. Climate-smart agroforestry: Faidherbia albida trees buffer wheat against climatic extremes in the central Rift Valley of Ethiopia. Agric. For. Meteorol. 248, 339–347. https://doi.org/10.1016/J.AGRFORMET.2017.10.013.

Sida, T.S., Baudron, F., Ndoli, A., Tirfessa, D., Giller, K.E., 2019. Should fertilizer recommendations be adapted to parkland agroforestry systems? Case studies from Ethiopia and Rwanda. Plant Soil 1–16. https://doi.org/10.1007/s11104-019-04271-y.

Sileshi, G.W., 2016. The magnitude and spatial extent of influence of Faidherbia albida trees on soil properties and primary productivity in drylands. J. Arid Environ. 132, 1–14. https://doi.org/10.1016/J.JARIDENV.2016.03.002.

Silva, J.V., Baudron, F., Reidsma, P., Giller, K.E., 2019. Is labour a major determinant of yield gaps in Sub-Saharan Africa? A study of cereal-based production systems in southern Ethiopia. Agric. Syst. 174, 39–51. https://doi.org/10.1016/J.AGSY.2019.04.009.

Silva, J.V., Reidsma, P., Baudron, F., Jaleta, M., Tesfaye, K., van Ittersum, M.K., 2021. Wheat yield gaps across smallholder farming systems in Ethiopia. Agron. Sustain. Dev. 41, 12. https://doi.org/10.1007/s13593-020-00654-z.

Sinare, H., Gordon, L.J., 2015. Ecosystem services from woody vegetation on agricultural lands in sudano-sahelian West Africa. Agric. Ecosyst. Environ. 200, 186–199. https://doi.org/10.1016/j.agee.2014.11.009.

Sinare, H., Gordon, L.J., Enfors Kautsky, E., 2016. Assessment of ecosystem services and benefits in village landscapes – a case study from Burkina Faso. Ecosyst. Serv. 21, 141–152. https://doi.org/10.1016/J.ECOSER.2016.08.004.

Singh, J., Salaria, A., Kaul, A., 2015. Impact of soil compaction on soil physical properties and root growth: a review. Int. J. FoodAgric. Vet. Sci. 5, 23–32.

Skole, D.L., Mbow, C., Mugabowindekwe, M., Brandt, M.S., Samek, J.H., 2021. Trees outside of forests as natural climate solutions. Nat. Clim. Chang. https://doi.org/10.1038/s41558-021-01230-3.

Soti, V., Thiaw, I., Debaly, M.Z., Sow, A., Diaw, M., Fofana, S., Diakhate, M., Thiaw, C., Brévault, T., 2019. Effect of landscape diversity and crop management on the control of the millet head miner, heliocheilus albipunctella (Lepidoptera: Noctuidae) by natural enemies. Biol. Control 129, 115–122. https://doi.org/10.1016/j.biocontrol.2018.10.006.

Sow, A., Seye, D., Faye, E., Benoit, L., Galan, M., Haran, J., Brévault, T., 2020. Birds and bats contribute to natural regulation of the millet head miner in tree-crop agroforestry systems. Crop Prot. 132, 105127. https://doi.org/10.1016/j.cropro.2020.105127.

Sultan, B., Gaetani, M., 2016. Agriculture in West Africa in the twenty-first century: climate change and impacts scenarios, and potential for adaptation. Front. Plant Sci. 7, 1262. https://doi.org/10.3389/FPLS.2016.01262.

Tarnavsky, E., Grimes, D., Maidment, R., Black, E., Allan, R.P., Stringer, M., Chadwick, R., Kayitakire, F., 2014. Extension of the TAMSAT satellite-based rainfall monitoring over Africa and from 1983 to present. J. Appl. Meteorol. Climatol. 53, 2805–2822. https://doi.org/10.1175/JAMC-D-14-0016.1.

Tittonell, P., Muriuki, A., Klapwijk, C.J., Shepherd, K.D., Coe, R., Vanlauwe, B., 2013. Soil heterogeneity and soil fertility gradients in smallholder farms of the east african highlands soil fertility & plant nutrition. Soil Sci. Soc. Am. J. 77, 525–538. https://doi.org/10.2136/sssaj2012.0250.

Tounkara, A., Clermont-Dauphin, C., Affholder, F., Ndiaye, S., Masse, D., Cournac, L., 2020. Inorganic fertilizer use efficiency of millet crop varies with organic fertilizer application in rainfed agriculture on smallholdings in Central Senegal. Agric. Ecosyst. Environ. 294, 106878.

Tucker, C.J., 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote Sens. Environ. 8, 127–150.

United Nations, 2016. The Sustainable Development Goals Report 2016. New-York, USA. https://doi.org/10.18356/3405d09f-en.

Vallet, A., Locatelli, B., Levrel, H., Wunder, S., Seppelt, R., Scholes, R.J., Oszwald, J., 2018. Relationships between ecosystem services: comparing methods for assessing tradeoffs and synergies. Ecol. Econ. 150, 96–106. https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2018.04.002.

van Ittersum, M., van Bussel, L.G.J., Wolf, J., Grassini, P., van Wart, J., Guilpart, N., Claessens, L., de Groot, H., Wiebe, K., Mason-D'Croz, D., Yang, H., Boogaard, H., van Oort, P.A.J., van Loon, M.P., Saito, K., Adimo, O., Adjei-Nsiah, S., Agali, A., Bala, A., Chikowo, R., Kaizzi, K., Kouressy, M., Makoi, J.H.J.R., Ouattara, K., Tesfaye, K., Cassman, K.G., 2016. Can Sub-Saharan Africa feed itself? Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 113, 14964–14969. https://doi.org/10.1073/pnas.1610359113.

Vollset, S.E., Goren, E., Yuan, C.-W., Cao, J., Smith, A.E., Hsiao, T., Bisignano, C., Azhar, G.S., Castro, E., Chalek, J., Dolgert, A.J., Frank, T., Fukutaki, K., Hay, S.I., Lozano, R., Mokdad, A.H., Nandakumar, V., Pierce, M., Pletcher, M., Robalik, T., Steuben, K.M., Wunrow, H.Y., Zlavog, B.S., Murray, C.J.L., 2020. Fertility, mortality, migration, and population scenarios for 195 countries and territories from 2017 to 2100: a forecasting analysis for the global burden of disease study. Lancet 396, 1285–1306. https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30677-2.

Wickens, G.E., 1969. A study of Acacia albida Del. (Mimosoideae). Kew Bull. 23, 181–202. https://doi.org/10.2307/4108947.

Yan, R., Cai, Y., Li, C., Wang, X., Liu, Q., Yan, S., 2021. Spatial interactions among ecosystem services and the identification of win-win areas at the regional scale. Ecol. Complex. 47, 100938. https://doi.org/10.1016/j.ecocom.2021.100938.

Zomer, J.R., Trabucco, A., Coe, R., Place, F., Van Noordwijk, M., Xu, J.C., 2014. Trees on Farms: An Update and Reanalysis of Agroforestry's Global Extent and Socio-ecological Characteristics (No. 179). Bogor, Indonesia. https://doi.org/10.5716/WP14064.PDF.

Exploring the agricultural landscape diversity-food security nexus: an analysis in two contrasted parklands of Central Senegal

Leroux, L., Faye, N.F., Jahel, C., Falconnier, G.N., Diouf, A.A., **Ndao, B**., Tiaw, I., **Senghor, Y**., Kanfany, G., Balde, A., Dieye, M., Sirdey, N., Alobo Loison, S., Corbeels, M., Baudron, F., Bouquet, E., 2022. Exploring the agricultural landscape diversity-food security nexus: an analysis in two contrasted parklands of Central Senegal. Agricultural Systems 196, 103312. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2021.103312

Agricultural Systems 196 (2022) 103312

Contents lists available at ScienceDirect

Agricultural Systems

journal homepage: www.elsevier.com/locate/agsy

Exploring the agricultural landscape diversity-food security nexus: an analysis in two contrasted parklands of Central Senegal

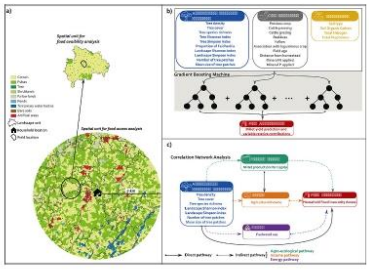
L. Leroux [a,b,c,*], N.F. Faye [d], C. Jahel [e,f], G.N. Falconnier [b,g], A.A. Diouf [c], B. Ndao [c], I. Tiaw [c], Y. Senghor [h], G. Kanfany [h], A. Balde [i], M. Dieye [f], N. Sirdey [d,j,k], S. Alobo Loison [p], M. Corbeels [b,l,m], F. Baudron [n], E. Bouquet [k,o]

[a] CIRAD, UPR AIDA, Dakar, Senegal
[b] AIDA, Univ Montpellier, CIRAD, Montpellier, France
[c] Centre de Suivi Ecologique, Dakar, Senegal
[d] Bureau d'Analyses Macro Economiques, ISRA, Dakar, Senegal
[e] CIRAD, UMR TETIS, F-34398 Montpellier, France
[f] TETIS, Univ Montpellier, AgroParisTech, CIRAD, CNRS, INRAE, Montpellier, France
[g] CIRAD, UPR AIDA, Montpellier, France
[h] Centre National de la Recherche Agronomique, ISRA, Bambey, Senegal
[i] SODAGRI, Dakar, Senegal
[j] CIRAD, UMR MoISA, Dakar, Sénégal.
[k] MoISA, Univ Montpellier, CIHEAM-IAMM, CIRAD, INRAE, Institut Agro, IRD, Montpellier, France
[l] CIRAD, UPR AIDA, Nairobi, Kenya
[m] IITA, Nairobi, Kenya
[n] CIMMYT, Southern Africa Regional Office, PO Box MP163, Mt Pleasant, Peg Mazowe, Harare, Zimbabwe
[o] CIRAD, UMR MoISA, F-34398 Montpellier, France
[p] Independent Consultant/Researcher, Agricultural Economist, Dakar, Senegal

HIGHLIGHTS

- Sahelian agroforestry parklands are crucial to improving food security of farmers.
- We linked landscape diversity metrics with field monitoring and household surveys.
- Food availability was positively associated with tree density and species richness.
- Food access was linked to landscape diversity through an agroecological pathway.
- Food security policies should also paid regard to agroforestry parklands diversity.

GRAPHICAL ABSTRACT



ARTICLE INFO

Editor: Mark van Wijk

ABSTRACT

CONTEXT: Fostering diversity within agricultural systems can substantially contribute to improved food security among smallholder farmers. Agroforestry parklands are diverse agricultural landscapes where trees can provide

* Corresponding author at: CIRAD, UPR AIDA, Dakar, Senegal.
E-mail address: louise.leroux@cirad.fr (L. Leroux).

https://doi.org/10.1016/j.agsy.2021.103312
Received 27 August 2021; Received in revised form 29 October 2021; Accepted 5 November 2021

Keywords:
Agroforestry
Food availability
Food access
Integrated landscape approach
Remote sensing
Data science

an array of ecosystem services. Previous studies analyzing the agricultural landscape diversity-food security nexus in agroforestry parklands have only considered tree cover.

OBJECTIVE: We propose an original empirical approach that combines the analysis of spatial data on agricultural landscape diversity with agricultural field monitoring and household surveys. These three sources of data were used to scrutinize the direct and indirect contributions of agricultural landscape diversity to food availability and food access.

METHODS: Millet yield was used as a proxy for food availability, and household food access was approximated using the Household Food Insecurity Access Scale (HFIAS) indicator. Two contrasted agroforestry parklands of Central Senegal were chosen as case studies. Firstly, we used a Gradient Boosting Machine (GBM) algorithm to disentangle the relative contribution of landscape diversity, biophysical and crop management variables in explaining millet yield variability. Secondly, we investigated the pathways linking agricultural landscape diversity to HFIAS using a Correlation Network Analysis (CNA).

RESULTS AND CONCLUSIONS: The GBM model explained 77% and 84% of millet yield variability for the two parklands, respectively, with landscape diversity variables accounting for 53% and 47% of relative influence. Among the landscape diversity variables, tree species richness and tree density were the most important ones. Millet yield was positively associated with tree density in the Nioro site until a threshold of 5 trees/ha, and with tree species richness in the two sites. The CNA showed that greater tree cover and larger tree patches were moderately correlated with HFIAS. This suggests that tree species with large crown, as it the case for most fruit bearing tree species in the region, are the main species contributing directly to food access. Agricultural landscape diversity contributed mainly indirectly to household food access through an "agroecological pathway", i.e. by the provision of ecosystem services regulating and supporting crop production.

SIGNIFICANCE: Using an integrated landscape approach relying on up-to-date remote sensing data and recent advances in data analysis methods, our study shows that tree species diversity matters as much as the amount of tree cover for the production of food, and it can contribute to improve food security. We bring a more nuanced picture of the contribution of agricultural landscape diversity to food security suggesting that land management policies supporting food security should consider both tree density and tree species diversity to optimize the co-benefits of trees for the different food security dimensions.

1. Introduction

There is a growing awareness that (agro)biodiversity is crucial to agricultural production and food security, with an urgent call for agro-ecological farming approaches that enhance ecosystem services provided by biodiversity, such as biological pest control, pollination and nutrient cycling (FAO, 2019; IPBES, 2019). Important components of biodiversity in agricultural landscapes are compositional heterogeneity (i.e. number and proportions of different land use/cover types) and configurational heterogeneity (i.e. spatial arrangement of those land use/cover types) (Fahrig et al., 2011). Whilst agricultural intensification on large farms in developed countries has led to simplified landscape structures dominated by annual crops, smallholder farmers in developing countries typically manage a diversity of crops, animals, trees and natural resources, creating complex and diverse agricultural landscapes that often comprise natural and semi-natural lands (Ricciardi et al., 2021).

Fostering biodiversity within agricultural landscapes can enhance farm productivity through the provision of ecosystem services, but can also directly contribute to better food security and income (Bommarco et al., 2013; Frison et al., 2011; Pilling et al., 2020), especially in the context of smallholder farmers in the tropics who typically face multiple challenges with securing household food security and nutrition (e.g. Muthayya et al., 2013) . For example, it has been demonstrated that integrated tree-crop-livestock systems on smallholder farms increase diversity of nutritious food products (Herrero et al., 2017). As well, conservation of wild vegetables in agricultural landscapes is seen as important as they are usually rich in micronutrients and can complement staple food crops (Bvenura and Afolayan, 2015; Mavengahama et al., 2013). Agricultural landscape diversity can also support household food security through income diversification by e.g. the sale of tree products (Alobo Loison, 2015; Sibhatu and Qaim, 2018; Waha et al., 2018). Fruits, fodder and fuelwood from trees or shrubs can be sold on markets and can represent a significant proportion of household income for smallholder farmers (Miller et al., 2017), particularly for poor households (Koffi et al., 2020). This income can then be used to purchase food items on markets, which is an adaptive strategy during food shortage periods (Koffi et al., 2017). Moreover, trees can improve food security through the provision of fuelwood (wood and charcoal) as it is the primary source of energy used by rural households for cooking (Adkins et al., 2012).

Agroforestry systems (Nair, 1993) are a tangible example of a diverse agricultural landscape. A specific case of agroforestry systems are the "parklands" in the Sahel, where farmers have preserved indigenous trees over the past centuries, and introduced exotic trees in their fields in relation to the large spectrum of ecological, economic and cultural services they provide (Miller et al., 2017; Reed et al., 2017; Sinare and Gordon, 2015). This has resulted in diverse agricultural landscapes (Lykke et al., 2004; Sambou et al., 2017), where trees have an important and direct role in nutrition as they produce fruits, nuts and leaves that can be consumed by humans. These food items, e.g. baobab (*Adansonia digitata)* leaves, or jujube (*Ziziphus mauritania)* fruit pulp, are additional sources of carbohydrates and proteins in the diets of the local population (Chivandi et al., 2015).

The underlying processes and effects of agricultural landscape diversity on food security are, however, complex. The spatial configuration of land use patches drives many processes occurring in agricultural systems, e.g., pest infestation (Kebede et al., 2019; Sow et al., 2020) and crop pollination through bee abundance (Otieno et al., 2015). For instance, it has been shown that a high proportion of semi-natural areas in the agricultural landscapes of the Senegalese Groundnut Basin can significantly contribute to the control of the millet head miner moth (*Heliocheilus albipunctell)* by natural enemies (Soti et al., 2019). The spatial composition of landscape elements is determinant as well, but often implies trade-offs between ecosystem services. For example, a density of 10 trees/ha is considered optimal to support crop productivity in *F.albida* parklands (Roupsard et al., 2020). In agroforestry systems, trees can boost rural development (i.e.,. through increased incomes, Bado et al., 2021) while at the same time trade-offs occur between crop productivity and tree growth and products (Tschora and Cherubini, 2020). While trees can often increase crop yields, particularly in the case of nitrogen-fixing trees (e.g. Kho et al., 2001), they can also lead to yield penalties as a result of competition for light, water or nutrients. For instance, it has been observed that shading from trees such as the African locust bean (*Parkia biglobosa*), decreases millet yield in parklands of Burkina Faso (Sanou et al., 2012). These trade-offs can be minimized by

relying on a mix of tree species with contrasting functional diversity. In general, Sahelian parklands are made up of a diversity of tree species, and their spatial arrangement can vary over short distances (Bayala et al., 2015). Hence, we can assume that in parklands, the direction and magnitude of the tree effects on food security is tightly linked to agricultural landscape composition and configuration.

Previous studies addressing the contribution of agroforestry to food security often relied on a simplified conceptualization of agricultural landscape diversity. Studies addressing the effects of trees on crop productivity mainly dealt with one tree species at a time (Bado et al., 2021; Ndoli et al., 2017; Roupsard et al., 2020; Sanou et al., 2012), whilst seldom considering tree diversity in the surrounding landscape of the field, and often only considering tree density or tree cover (Bado et al., 2021; Duriaux Chavarría et al., 2018; Hadgu et al., 2009; Leroux et al., 2020; Yang et al., 2020). However, it can be assumed that combinations of tree species lead to different effects on crop productivity and hence on food availability. Similarly, when dealing with the contribution of agricultural landscape diversity to household food security, most studies focused on tree cover configuration (i.e., total tree cover, tree density and number of tree patches) and did not account for tree species richness or agricultural landscape diversity per se (i.e. in terms of land use types) (Baudron et al., 2019; Ickowitz et al., 2014; Nyberg et al., 2020; Rasmussen et al., 2020; Rasmussen et al., 2019). In these previous studies, tree cover configuration was derived from (i) publicly available global datasets of tree cover (e.g. Rasmussen et al., 2019) or (ii) simple forest/non forest maps derived from satellite images with a moderate spatial resolution (e.g. Baudron et al., 2019). Such products are, however, not reliable to account for the fine-grained landscape diversity of complex parklands, such as in the Sahel. The use of publicly available, high-spatial resolution satellite images such as the Sentinel-2 constellation has allowed for improvement in land use mapping in complex agricultural landscapes (Gbodjo et al., 2020).

The objective of this study is to assess the contribution of agricultural landscape diversity to food security of smallholder farmers in agroforestry parklands in Senegal. Specifically, we adopted an empirical approach to answer the following questions: (1) do diverse agricultural landscapes increase crop yields (in this case, millet), and (2) what are the direct and indirect links between agricultural landscape diversity and household food access? To answer these questions, we produced a fine-grained characterization of the agricultural landscape using up-to-date satellite images in combination with field monitoring and household surveys, and applied Gradient Boosting Machine and Correlation Network Analysis, respectively.

2. Material and methods

2.1. Study area

The study was conducted in 2018 in the Groundnut Basin in Central Senegal (Fig. 1) where groundnut has been the main cash crop since colonial times. The first study site, Niakhar (14°54 N, 16°44 W) is in the northern part of the Groundnut Basin, while the second site, Nioro (13°75 N, 15°80 W) is in the southern part at the border with Gambia (Fig. 1a). Each site covers about 450-km^2. The climate in Niakhar is sahelo-sudanian with annual rainfall ranging from 400 to 650 mm, whilst Nioro has a sudanian climate with annual rainfall between 600 and 800 mm. The rainy season in both sites lasts from July to October, with August and September being the wettest months, whilst the dry season occurs from November to June. Tree cover in the region is greatly determined by annual rainfall (Brandt et al., 2015), and by farmers' selection and management of trees (Sambou et al., 2017). The sites host the two dominant types of parklands of the region. Niakhar is dominated by *Faidherbia albida (*38% of the trees), a leguminous nitrogen-fixing species that improves crop yields through increased water and nutrient availability (Sileshi, 2016) and better microclimate conditions (Sida et al., 2018). Pods and leaves of *F. albida* are also used as livestock feed. Parklands in Niakhar are diverse with more than 60 species in total, *A. digitata*, *Balanites aegyptiaca* and *Borassus aethiopum* being the most important ones apart from *F. albida* (Fig. 1f). Nioro has less diverse parklands with about 50 species in total, largely dominated by *Cordyla pinnata* (71% of the trees) followed by *Azadirachta indica*. *C. pinnata* is an important species for the local population, because it provides construction woods, fodder for livestock, medicinal plant parts and seedpod pulp of high nutritional value (Lykke, 2000; Sinare and Gordon, 2015). However, *C. pinnata* is overexploited (legal and illegal logging) and considered as a species in decline in the region (Lykke, 2000).

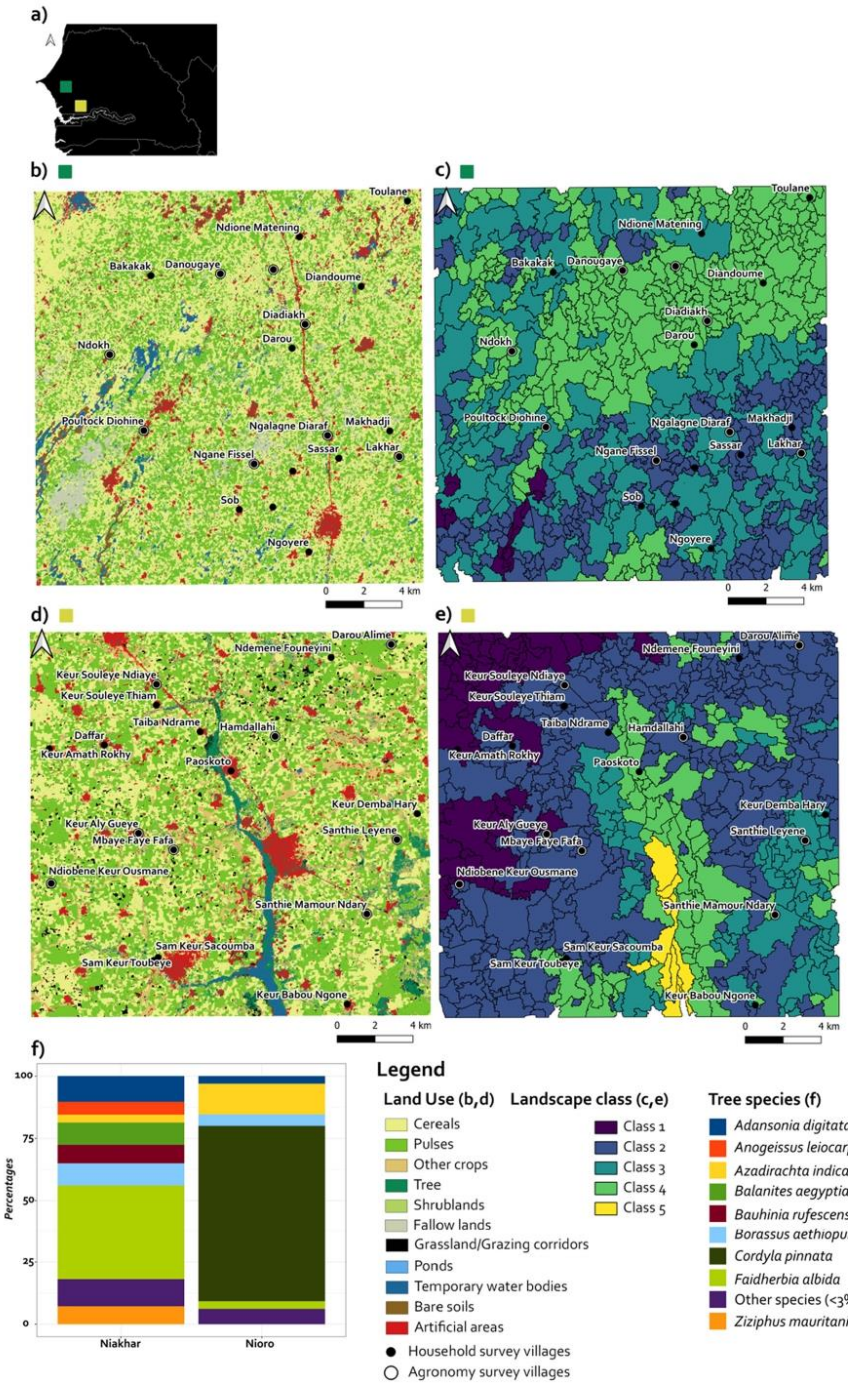
The population density of the Niakhar and Nioro sites was estimated at 122 hab/km^2 (standard deviation: 52 hab/km2) and 187 hab/km^2 (standard deviation: 82 hab/km^2), respectively (https://www.worldpop.org/). In both sites, rural people practice small-scale agriculture to secure their livelihoods, with low use of external inputs. Pearl millet (*Pennisetum glaucum* (L.) R. Br.) (cultivated on 50% and 33% of the total area in 2018 in Niakhar and Nioro, respectively) and groundnut (*Arachis hypogaea* L.) (on 30% and 40% of the total area in 2018 in Niakhar and Nioro, respectively) are the main cultivated food crops (Fig. 1b and Fig. 1d). Pearl millet and groundnut are mainly cultivated in a biennial rotation. Pearl millet contributes to food security and livelihood as it provides both food and income. In both sites, more than 65% of the rural households consume pearl millet twice a day, five days of the week. In particular, millet is the cornerstone of food security for rural population in both sites during the lean season as its consumption increases by more than 50% during this period (IPAR, 2017). Other crops are sorghum (*Sorghum bicolor* (L.) Moench), cowpea (*Vigna unguiculata* L.), roselle (*Hibiscus sabdariffa* L.) and maize (*Zea mays* L.). Due to demographic pressure and the resulting expansion of the cultivated area, natural woodlands have strongly decreased over the past decades (Brandt et al., 2016; Herrmann et al., 2013). Hence, natural vegetation is mainly present in the form of scattered trees in cropped fields (i.e. parklands), which account for 6% of the total area in both sites ("Tree" category in Fig. 1b and Fig. 1d).

2.2. General overview of the approach

Fig. 2 gives an overview of the approach of our study. We empirically investigated the different pathways connecting agricultural landscape diversity to household food security. A first analysis was conducted to investigate the impact of agricultural landscape diversity on millet yield (as part of food availability; Fig. 2b) and unravel the contribution of biophysical and crop management variables (see Table 1) using a Gradient Boosting Machine algorithm (Leroux et al., 2020; see Section 2.5.2) on a sample of 40 agricultural fields. In a second analysis, using cross-sectional data on 412 households, we explored the direct and indirect relationships linking agricultural landscape diversity to household food access (i.e. assessed with the Household Food Insecurity Access Scale, HFIAS) using a conceptual model adapted from Gergel et al. (2020) based on Correlation Network Analysis (see Fig. 2c). Below we describe in more detail the methods used for data collection (geospatial data, field monitoring and household surveys) and for the statistical analyses and modelling.

2.2.1. Indicators of food security: millet yield and Household Food Insecurity Access Scale (HFIAS)

Food security at household level is complex and not easy to quantify since it encompasses food availability, food access, food utilization and food stability (FAO, 1983). Food availability means the physical availability of food, focusing on the supply side and therefore includes all crop, livestock and tree foodstuff produced and/or collected on the farm. Food access refers to physical, social and economic access to available food and thus indicates the ability of a household to be in possession of sufficient resources to obtain appropriate foods for a nutritious diet. Food utilization, on the other hand, includes a wide range of factors, particularly the contribution of food consumption to the health and



(caption on next page)

Fig. 1. Main characteristics of the two study sites. a) location of the Niakhar site (green square) and Nioro site (yellow square), b) and d) main land use in 2018 for Niakhar and Nioro respectively, c) and e) landscape classes for Niakhar and Nioro respectively (from Ndao et al., 2021) and f) tree species composition for each study site. A description of the landscape classes are provided in supplementary materials (Table S2). (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

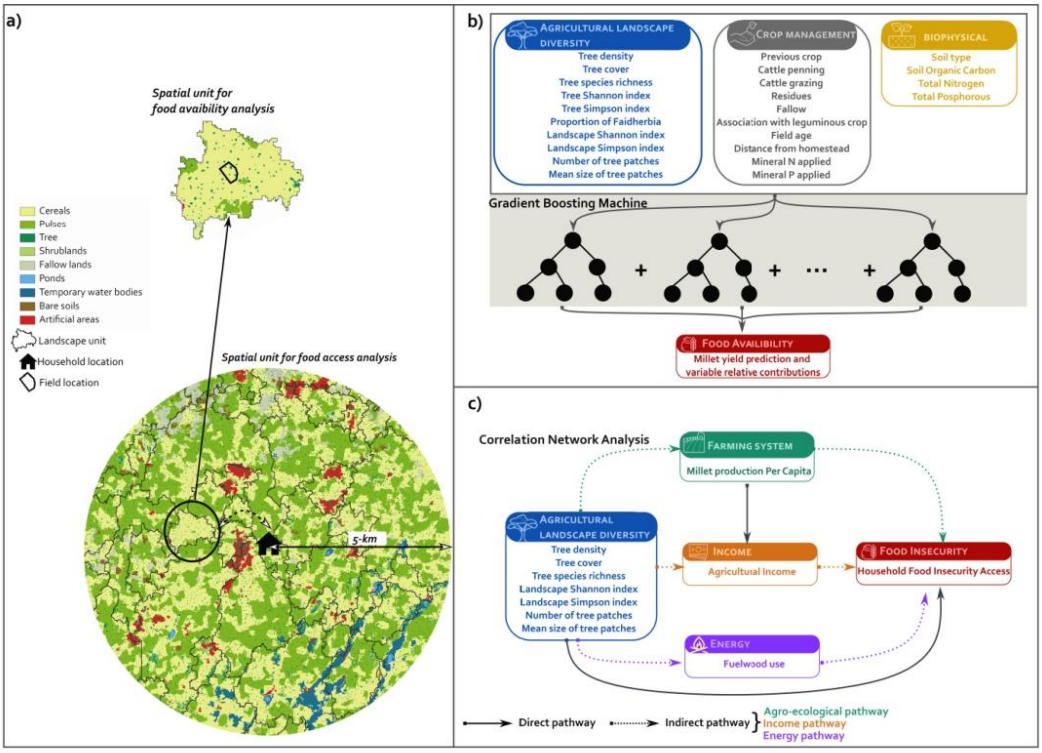


Fig. 2. a) Representation of the field scale (food availability) and household scale (food access), and their corresponding spatial units used for the estimation of the agricultural landscape diversity variables b) Conceptual model used to explore the different relationships between agricultural landscape diversity and food availability (millet yield) using Gradient Boosting Machine analysis and c) Conceptual model used to explore the different relationships between agricultural landscape diversity and household food insecurity access (HFIAS) using Correlation Network Analysis.

nutritional status of the individuals of a household. Food stability is a cross-cutting dimension referring to the availability and access to food at all times. In this study, we focused on (i) food availability, using millet yield as a proxy, and (ii) food access, assessed with the Household Food Insecurity Access Scale (HFIAS) indicator. The food utilization dimension was not evaluated in this study.

It is acknowledged that the diversity of food crops produced and or bought contributes to household food security. However, to control the complexity of the studied systems, we selected a limited number of variables to determine the relationships between agricultural landscape diversity and food security. For crops, we decided to focus on millet. The choice of millet yield as a proxy for food availability was based on the fact that crop production accounts for a large part of food availability in the typical farming systems of the study sites (Ritzema et al., 2017), with millet being the main staple food crop (IPAR, 2017). A Household Food Insecurity Access Scale (HFIAS) categorical variable was used to measure household food access. HFIAS has been widely used as a monitoring indicator of food security at household level (Jones et al., 2013). It relies on nine questions to capture the occurrence of a specific condition associated with the experience of food insecurity in a household during the previous 30-days (Coates et al., 2007).

2.2.2. Indicators of landscape and tree diversity

Landscape diversity was assessed using the landscape Shannon and Simpson diversity indices calculated from a land use and land cover (LULC) map (Table 1, Ndao et al., 2021a). Both indices account for LULC richness (i.e. number of LULC classes) and LULC abundance (i.e. the number of pixels per LULC class), and are by definition sensitive to the level of detail of the land use classification system adopted. The Shannon index is sensitive to rare LULC classes while the Simpson index is sensitive to the dominant LULC classes (as it gives more weight to common LULC classes). However it has been shown that Simpson and Shannon indices tend to increase with the level of land use categorization (e.g. Liu et al., 2013; Peng et al., 2007). In this study we used a land cover-land use typology with a limited number of classes (11 classes) and hence the landscape diversity information provided by the Shannon and Simpson indices can be considered as the "base level" of landscape diversity we can expect for our study sites. Tree cover, number of tree patches (i.e.

Table 1
List of variables collected to explain millet yield and household HFIAS.

Food security variable to explain	Unit of observation	Explanatory variable		Unit	Number of observations[b]	Method for data aquisition
Millet yield	Millet field	Landscape diversity	Landscape Shannon index		70	Analysis of geospatial data
			Landscape Simpson index		70	Analysis of geospatial data
			Share of *Faidherbia albida*	%	70	Field monitoring
			Tree density	Trees/ha	70	Field monitoring
			Tree species richness	Count	70	Field monitoring
			Tree Shannon index		70	Field monitoring
			Tree Simpson index		70	Field monitoring
			Tree cover	%	70	Analysis of geospatial data[c]
			Number of tree patches	Count	70	Analysis of geospatial data[c]
			Mean size of tree patches	ha	70	Analysis of geospatial data[c]
		Biophysical variables	Soil type		70	Field monitoring
			Soil Organic Carbon[e]	g/kg	70	Analysis of geospatial data[c]
			Soil Total Nitrogen[e]	ppm	70	Analysis of geospatial data[c]
			Soil Total Phosphorus[e]	ppm	70	Analysis of geospatial data[c]
		Crop management	Previous crop	Categorical	70	Field monitoring
			Cattle penning	Binary: yes = 1; no = 0	70	Field monitoring
			Cattle grazing	Binary: yes = 1; no = 0	70	Field monitoring
			Residues kept on the plot	Binary: yes = 1; no = 0	70	Field monitoring
			Is the field regularly fallowed	Binary: yes = 1; no = 0	70	Field monitoring
			Association with leguminous crop	Binary: yes = 1; no = 0	70	Field monitoring
			Field age	Year	70	Field monitoring
			Distance from homestead	Minutes	70	Field monitoring
			Amount of mineral nitrogen applied	kgN/ha	70	Field monitoring
			Amount of mineral phosphorus applied	kgP/ha	70	Field monitoring
	Household	Landscape diversity	Landscape Shannon index		391	Analysis of geospatial data[d]
			Landscape Simpson index		391	Analysis of geospatial data[d]
			Tree density	Trees/ha	391	Household survey
			Tree species richness	Count	391	Household survey
			Number of tree patches	Count	391	Analysis of geospatial data[d]
			Mean size of tree patches	ha	391	Analysis of geospatial data[d]
			Tree cover	%	391	Analysis of geospatial data[d]
		Farming system	Farm size Per Capita	ha/capita	391	Household survey
			Millet production Per Capita	kg/capita	391	Household survey
		Income	Tree income	Binary: yes = 1; no = 0	391	Household survey
		Energy	Fuelwood use	Binary: yes = 1; no = 0	391	Household survey
HFIAS[a]		Socio-demographic	Size of household	Capita	391	Household survey
			Proportion of men	%	391	Household survey

[a] HFIAS: 1 = severely food insecure, 2 = moderately food insecure, 3 = mildly food insecure, 4 = food secure.
[b] Final sample size after data curation.
[c] Extracted at landscape unit level.
[d] Extracted within a 5-km radius of household location.
[e] AfSoilGrids database (Hengl et al., 2017).

contiguous pixels classified as tree in the LULC map) and mean size of tree patches (Table 1) were also derived from the LULC map and used as indicators of the potential amount of tree resources available to households (e.g. Rasmussen et al., 2020; Rasmussen et al., 2019). Lastly, we also surveyed fields to quantify tree density, tree species richness, and the tree Shannon and Simpson indices (see Section 2.4 for details).

2.2.3. Co-variables

Further, a range of co-variables were included in the analysis to explain millet yield and HFIAS. For millet yield, these were biophysical

field-level variables (e.g. soil organic carbon, total soil nitrogen and phosphorous) and crop management variables (e.g. amount of mineral nitrogen applied) (see Table 1 for the full list). Total soil nitrogen and total soil phosphorous were extracted from the AfSoilGrids database (Hengl et al., 2017). For HFIAS, the co-variables were farming system variables (e.g. millet production per capita), farm income (e.g. the presence or absence of revenue from tree resources) and energy-related variables (e.g. the presence or absence of fuelwood use) (see Table 1). However, after visual screening of the variability of each co-variable, the tree income variable was removed from the analysis since most of households did not sell tree products suggesting that cash income coming from agricultural landscape diversity does not contribute to household food access at the two study sites. Indeed, tree species commonly used as cash crops in the Sahel, such as *Parkia biglobosa* and *Vittelaria paradoxa,* accounted for less than 1% of the trees in our study sites (Ndao et al., 2021a).

2.3. Household surveys and field monitoring

2.3.1. Village and household selection

A weighted stratified strategy was designed for the field monitoring and the household surveys, based on a remote sensing approach taking into account landscape diversity (Ndao et al., 2018, 2021b). The Niakhar and Nioro sites were first segmented into landscape units (Fig. 1). Each landscape unit was assumed to be homogeneous in terms of agro-environmental conditions, landscape composition and farming practices (Bellón et al., 2018). Landscape units were subsequently classified into four and five landscape classes in Niakhar and Nioro respectively (see Table S1 for their description). The landscape classes were defined based on remote sensing and unsupervised hierarchical clustering using a set of biophysical variables (plant productivity and its inter-annual changes, evapotranspiration, woody cover and soil texture), assuming that changes in the plant productivity are due to changes in environmental conditions and farming practices (see Ndao et al., 2021b). Based on this landscape classification, 19 and 18 villages were chosen in Niakhar and Nioro, respectively. The number of villages per landscape class was weighted by the proportion of the total area of the study site occupied by that landscape class (Fig. 1). For the study, 12 households per village were randomly selected within a households list provided by each village head, resulting in 228 and 216 households in Niakhar and Nioro for surveying, respectively. After cleaning of the database, 391 households were finally kept in the analysis.

2.3.2. Household surveys

The heads of the selected households were interviewed between July and August 2018, at the start of the cropping season when food stocks from the last rainy season started to run out. The standardized questionnaire addressed household composition and functioning, farm characteristics, parkland characteristics, tree use and included the nine generic occurrence questions used to construct the HFIAS indicator. The surveys were conducted with an Android Tablet and the Global Positioning System (GPS) coordinates of each household were recorded with a Garmin GPS device (GSMAP®64). The variables collected in the household surveys are presented in Table 1. Household heads were asked to make an inventory of all trees he/she had on his/her fields, and tree density and species richness were determined for the total cropped land area of the farm. Millet production per capita was computed based on reported total millet production on the farm and household size. Tree income (i.e. whether households have sold tree products over the last year) was reported as a binary variable.

Based on the answers to the nine occurrence questions related to the HFIAS indicator, households were categorized into four classes: severely, moderately, mildly food insecure and food secure (the rules of categorization are provided in Table S2).

2.3.3. Field monitoring

The field monitoring was conducted in 2018 on millet fields of five households (i.e. one field per household) among the 12 initially selected households per village in a random subset of eight villages per site, resulting in 40 millet fields per study site. Field boundaries and individual locations of tree species were recorded with a Garmin GPS device (GSMAP®64). Tree locations were adjusted by photointerpretation using Google Earth images (https://www.google.com/earth/index.html). Aboveground biomass of millet was harvested at crop maturity in three quadrats of 6-m^2. Threshed grains were dried at 70° for 48-h, and weighed. Grain yield (kg/ha) was averaged across the three replicates per field (Table 1). Tree density, the proportion of *Faidherbia albida,* tree species richness (i.e. the number of different species) and Shannon and Simpson diversity indices (i.e. summary indices that also account for the number of individuals per species) considering the trees inside the monitored fields and in their adjacent fields were derived. The R package "vegan" was used to compute the Simpson and Shannon indices (Oksanen et al., 2019). Field age, distance from the homestead and cropping system information (e.g. previous crop, amount of nitrogen and phosphorus applied with chemical fertilizer, manure applied) were recorded (Table 1). To calculate the total nitrogen and phosphorus inputs from organic and inorganic sources, manure was assumed to contain 0.93% nitrogen and 0.28% phosphorus (Tounkara et al., 2020). A 1.5% mineralization rate over the growing season was considered to estimate mineralized nitrogen and phosphorus from manure. A range of yes/no binary variables that may drive soil fertility levels were also collected (e.g. presence of a cattle pen in the field, occurrence of cattle grazing during dry season, retention of crop residues on the plot, occurrence of regular fallowing, association with leguminous crop).

2.4. Analysis of geospatial data

A land use and land cover (LULC) map was derived from Sentinel-2 (10-m spatial resolution) and PlanetScope (3-m spatial resolution) images using object-based image analysis (Blaschke et al., 2014) combined with Random Forest (Breiman, 2001) and implemented with the MORINGA processing chain developed by the Theia Scientific Expertise Centre for land cover (https://www.theia-land.fr/en/ceslist/land-cover-sec/). Ground truth data was collected in each site at the end of the cropping season in 2018 (Ndao et al., 2021b). The land use and land cover dataset is available at https://doi.org/10.18167/DVN1/P7OLAP. Sahelian parklands are highly heterogenous with small trees and shrubs. For this reason, a natural vegetation class (hereafter referred to as tree class) was added to the LULC map using a simple thresholding value of Normalized Difference Vegetation Index derived from a Pléiades image (0.5-m spatial resolution) taken at the end of the cropping season to discriminate natural vegetation (i.e. woody vegetation) from other land cover classes. Niakhar was classified into ten LULC classes and Nioro into eight classes. The classification produced LULC maps with 85% and 84% overall accuracy for Niakhar and Nioro, respectively (Ndao et al., 2021b).

Landscape variables were derived from the LULC data, i.e. landscape Shannon and Simpson diversity indices, number and mean size of tree patches and tree cover (Table 1). For millet fields, landscape diversity variables (i.e. landscape Shannon and Simpson indices, number of tree patches, mean size of tree patches) were extracted from the landscape unit in which the field is located (Fig. 1c, Fig. 1e and Fig. 2a). On the other hand, at household-level, the landscape diversity variables (i.e. tree cover, landscape Shannon and Simpson indices, number of tree patches and mean size of tree patches) were computed for all the fields (regardless of landscape classes) inside a 5-km radius circle around the location of each household homestead (Fig. 2a). Farmers travel by foot or with carts, and we assumed that a radius of 5-km is a realistic distance for people to travel to the field for work or to collect tree resources (e.g. wood, leaves, fruits).

2.5. Statistical analysis

2.5.1. Descriptive statistics

Differences between the two parklands for the main field-level variables and household-level variables were assessed. A non-parametric unpaired two-sample Wilcoxon test was used to compare the medians of continuous variables. For categorical variables, counts were compared using a Chi-square test. Differences were considered significant for p-value ≤ 0.05.

2.5.2. Gradient boosting machine method to investigate the link between agricultural landscape diversity and food availability (millet yield)

A Gradient Boosting Machine (GBM) algorithm (Friedman, 2001) was used to disentangle the contribution of the field-level crop management variables, biophysical variables and landscape variables (Table 1) in explaining millet yield variability (Leroux et al., 2020). GBM is a non-parametric machine learning approach that combines regression trees and boosting. It handles different types of independent variables and can fit complex non-linear relationships and interactions between independent variables (Elith et al., 2008). We assessed the relative contribution of each independent variable based on the GBM relative influence measure. Main parameters of the GBM model were set based on a grid search assessing the top-performing combination. Model performance was evaluated with a 5-fold cross validation. The partial dependence plot was used to analyze interaction between the predicted variable (millet yield in this study) and the independent variables. It allows visualizing the partial contribution of each independent variable, accounting for the average effect of the other variables (Friedman and Meulman, 2003). Partial dependence plots were built for the most contributive independent variables. To improve the visualization, a locally weighted smoothing was applied to the partial dependence with a smoothing parameter of 1.

2.5.3. Correlation network analysis to investigate the links between agricultural landscape diversity and food access (HFIAS)

Correlation-based network analysis (CNA) was used to investigate the links between HFIAS and agricultural landscape diversity, farming systems characteristics, income and energy variables. CNA is a data-mining tool for analyzing and visualizing functional relationships within large data sets. In these networks, associations are visualized by a graph of nodes and edges. The nodes represent variables and the edges between them the significant correlation coefficients (r). CNA is based on mathematically defined (dis)similarity measures that correlate different variables to each other, and the resulting correlation coefficients reflect the magnitude of the co-linear relationship of the variables. Here, the pairwise correlation coefficients between HFIAS and landscape diversity, farming system characteristics and energy variables were computed (Table 1 and Fig. 2b). Continuous variables were tested for normality using the Shapiro-Wilk test. Variables not normally distributed were transformed using the *bestNormalize* R package that selects the best normalizing transformations on the basis of Pearson P test statistics for normality (Peterson and Cavanaugh, 2019). The Pearson correlation was applied for all paired variables, except for correlation involving HFIAS and tree species richness (ordinal variables), for which Spearman's rank correlation was used. Only significant correlations (p-value ≤ 0.05) were kept in the correlation-based network. CNA was conducted for each site individually, resulting in two networks.

Except for the LULC classification, all geospatial processing, statistical analyses and graphical outputs were carried out using the R software version 3.6.3 (R Core Team, 2020). The full list of the R packages and the main functions used are given in Table S3.

3. Results

3.1. Characteristics of the two study sites

Average household size was significantly greater in Niakhar than in Nioro (13.9 and 12.5 persons, respectively). Average land per capita was smaller in Niakhar than in Nioro (0.22 and 0.36 ha/capita, respectively) (Table 2). There was no significant difference in millet yield on a per hectare basis between the two sites. However, millet production per capita was significantly smaller in Niakhar compared with Nioro (246 kg $\pm$207 and 380 $\pm$ 329 kg/capita respectively), despite great variations across households. The proportion of food secure households as assessed through the HFIAS was greater in Niakhar (the most diverse agricultural landscape, see below) than in Nioro (Fig. 3). However, Niakhar had the largest proportion of households that were experiencing severe food insecurity.

The two sites contrasted in terms of landscape diversity for all reported variables, except for the landscape Shannon diversity index, the latter indicating that the diversity of LULC classes was similar between the two sites (Table 2). The Niakhar parklands were, however, more dense and diverse than the Nioro parklands, as indicated by the greater tree density, larger relative number of *F. albida* trees (assessed through field survey monitoring), greater tree cover and tree species richness (assessed through geospatial analysis and household survey). On average, soil total nitrogen content of the millet fields was greater in Niakhar compared with Nioro, while soil total phosphorus was lower in Niakhar compared with Nioro. Overall, fields in Niakhar received lower amounts of mineral fertilizer than in Nioro.

3.2. Agricultural landscape diversity and food availability (millet yield)

Using a set of field-level crop management, landscape diversity and biophysical variables, the GBM model for Niakhar (Fig. 4a) and Nioro (Fig. 4b) explained, respectively, 77% (relative Root Mean Square Error, rRMSE = 20%) and 84% (rRMSE = 21%) of millet yield variability (p-value≤ 0.05). The main explanatory variables were landscape diversity variables, accounting for 53% and 47% of relative influence in Niakhar and Nioro, respectively. The explanatory landscape diversity variables were related to parkland configuration (i.e. tree species richness for Niakhar and tree density for Nioro). Besides, selected biophysical variables (i.e., total soil nitrogen for Niakhar and total soil phosphorus for Nioro) had a relatively high influence on millet yield (30% and 24% in Niakhar and Nioro, respectively). On the other hand, crop management variables only marginally explained millet yield variability, accounting for 5% and 17% of relative influence in Niakhar and Nioro, respectively.

Fig. 5 displays the partial dependence plot for tree density and tree species richness. Millet yield exhibited a linear positive relationship with tree density in Nioro when tree density was below 5 trees/ha, while no relationship was observed in Niakhar (Fig. 5a). Millet yield exhibited a linear positive relationship with tree species richness above two tree species in Niakhar while the relationship started to stagnate above two tree species in Nioro (Fig. 5b).

3.3. Agricultural landscape diversity and food access (household food insecurity access scale)

Results of the CNA are presented in Fig. 6a for the Niakhar site and Fig. 6b for the Nioro site. Only significant correlation coefficients with p-value below 0.05 are displayed. The corresponding correlation matrixes are presented in Table S4.

3.3.1. Niakhar

3.3.1.1. Direct links between landscape diversity and food access. HFIAS was significantly and positively correlated with the mean size of tree

Table 2
Main characteristics (mean and standard deviation) in the two study sites.

Unit of observation	Type of variable	Variables	Niakhar		Nioro	
			Mean	Std.dev	Mean	Std.dev
Field	Food availability indicator	Millet yield (kg/ha)	1088	474	1253	607
	Landscape diversity	Landscape Shannon index	1.15	0.17	1.06	0.24
		Tree density (tree/ha)	**12.2**	**13.57**	**1.27**	**1.37**
		Proportion of *Faidherbia albida* (%)	**51.3**	**37**	**2.84**	**11**
	Biophysical variables	SOC (‰)	6.64	1	6.41	1.36
		Total Nitrogen (ppm)	**603**	**228**	**496**	**33.9**
		Total Phosphorus (ppm)	**272**	**34**	**188**	**21**
	Crop management	**Amount of mineral Nitrogen applied (kg/ha)**	**20.2**	**26.7**	**34.0**	**37.7**
		Amount of mineral Phosphorus applied (kg/ha)	**10.4**	**11.8**	**19.5**	**11.6**
Household	Landscape diversity	**Tree cover (%)**	**7.3**	**0.8**	**5.6**	**0.4**
		Tree species richness (count)	**6.3**	**3.16**	**3**	**2.23**
	Farming system	**Farm size Per Capita (ha/capita)**	**0.22**	**0.23**	**0.36**	**0.23**
		Millet production Per Capita (kg/capita)	**246**	**207**	**380**	**329**
	Socio-demographic	**Size of household (capita)**	**13.9**	**6.4**	**12.57**	**5.99**
		Proportion of men/boy (%)	51	25.3	48.4	27.6

Variables which significantly differ between sites (p-value <0.05) are displayed in bold.

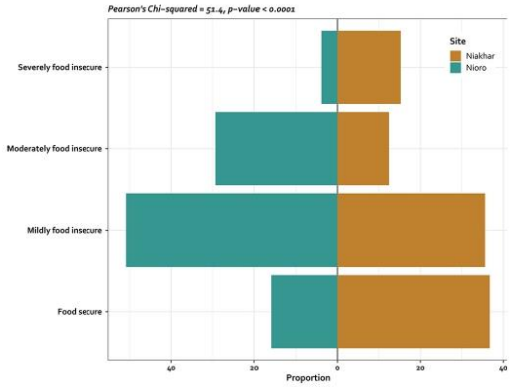


Fig. 3. Comparison of food access (HFIAS) between sites (Niakhar and Nioro). Chi-squared and the associated *p*-values are shown.

patches ($r = 0.25$), that was, in turn, positively correlated with tree cover ($r = 0.34$) (Fig. 6a). This suggests that large tree patches and tree cover were associated with greater levels of food access. HFIAS was significantly and negatively correlated with tree density ($r = -0.23$). Tree density, in turn, was significantly and positively correlated with tree species richness ($r = 0.36$). These correlations, although relatively weak, suggest that a high parkland tree density and diversity is associated with lower levels of food access. Thus, household food security in Niakhar appears to be sustained by the *Faidherbia albida* parklands through large tree species but negatively linked to tree density.

3.3.1.2. Indirect links between landscape diversity and food access. HFIAS was significantly and positively correlated with millet production per capita ($r = 0.19$), which indicates a higher food access with increasing millet production per capita. In line with the findings of the analysis conducted at field-level (see Section 3.2), tree species richness was, in turn, significantly positively correlated with millet production per capita ($r = 0.38$), thus indicating an indirect link between landscape diversity and household food access. This can be referred to as an "agroecological pathway" (Fig. 2c). Further, fuelwood use was significantly and positively correlated with tree cover ($r = 0.21$), but not with food access, indicating the absence of an indirect link between landscape diversity and food access through an "energy pathway" (Fig. 2c) based on fuelwood supply.

3.3.2. Nioro

3.3.2.1. Direct links between landscape diversity and food access. In Nioro, HFIAS was significantly and positively correlated with the mean size of tree patches, although the correlation was weak ($r = 0.17$) (Fig. 6b). The mean size of tree patches was significantly and positively correlated with tree cover ($r = 0.90$), the number of tree patches ($r = 0.65$), the landscape Shannon ($r = 0.65$) and Simpson indices ($r = 0.73$). This suggests that larger tree patches, greater tree cover and greater land use and land cover diversity were associated with higher levels of food access. Hence, as in Niakhar, household food security in Nioro seems to be supported by parklands.

3.3.2.2. Indirect links between landscape diversity and food access. HFIAS was significantly and positively correlated with millet production per capita ($r = 0.36$) indicating an increase in food access as millet production increases. Tree species richness was strongly correlated with millet production per capita ($r = 0.49$), suggesting an indirect link ("agroecological pathway", Fig. 2c) between landscape diversity and household food access, such as in Niakhar. Further, fuelwood use was found to be significantly and positively correlated with variables of agricultural landscape diversity, i.e. tree cover ($r = 0.41$), landscape Shannon index ($r = 0.47$), landscape Simpson index ($r = 0.45$), and with the mean size of tree patches ($r = 0.37$). However, fuelwood use was not significantly correlated with food access (HFIAS), indicating the absence of an indirect "energy pathway" (Fig. 2c) between landscape diversity and food access through fuelwood energy.

4. Discussion

4.1. Diverse parklands contribute to improved food availability

4.1.1. Greater millet yield is associated with greater tree density and tree species richness

We showed evidence that the configuration (i.e. tree density) and composition (i.e. tree species richness) of the parklands in the Groundnut Basin of Senegal are important drivers of the yield of the millet crop that is associated with the trees (Fig. 4). Tree density up to a certain level is associated with a greater productivity of millet in the Nioro parkland while it has no relationships with millet yield in the Niakhar parkland. These results corroborate findings from earlier field based research, in which higher crop yields were observed in below-tree-crown compared to full-sun conditions (e.g. Bayala et al., 2015) as a result of improvements in soil water and nutrient availability and supply

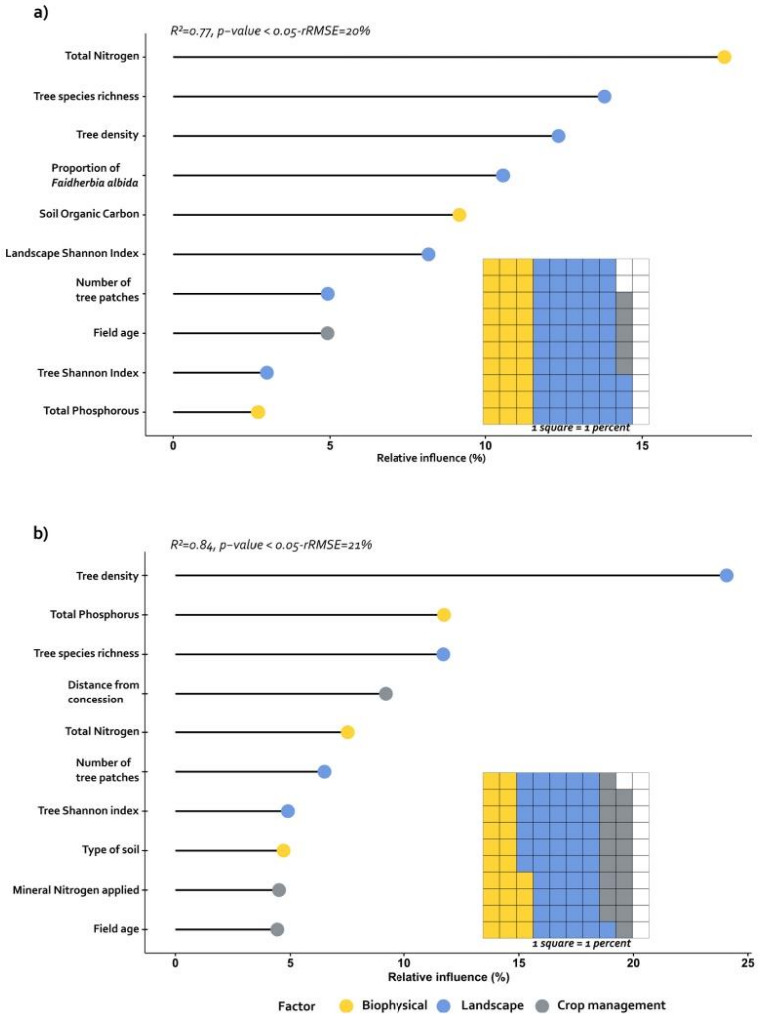


Fig. 4. Relative contributions of cropping system, biophysical and agricultural landscape diversity factors to the millet yields at farmer's field scale for (a) the Niakhar site and (b) the Nioro site. Only the top-10 most important factors are displayed. For each site, the waffle plot show the contribution of each type of factors to the relative influence, where one square represents 1%.

(Sileshi, 2016) and in microclimate conditions (Sida et al., 2018). We found, however, that tree cover was no longer positively associated with millet yield above a tree density of 5 trees/ha (Fig. 5a). Similarly, using a geostatistical approach, Roupsard et al. (2020) showed in a small area in the Groundnut Basin that a tree density of 10 trees/ha optimizes the benefit of trees on millet yield. The observed thresholds of tree density for crop productivity in parkland systems can be interpreted in the context of the balance between facilitation and competition between the trees and the associated crops for plant growth resources, i.e. light, water and nutrients (Bazié et al., 2012; Luedeling et al., 2016).

Further, our results demonstrated the positive effect of tree species richness of parklands on the yield of the associated millet for the two sites (Fig. 5b). The processes governing these effects are, however, complex (Luedeling et al., 2016). It was found that natural pest control and regulation are enhanced by greater tree species diversity in parklands (Soti et al., 2019). For example, it was observed that in the northern part of the Groundnut Basin in Senegal the abundance of insectivorous birds, i.e. natural enemies of the millet head miller, increased with tree diversity. and effectively controlled pest damage on millet panicles, preventing grain losses (Sow et al., 2020). Tree species diversity can also boost litterfall productivity via increasing crown spatial complementary among trees (Zheng et al., 2019), possibly leading to soil fertility improvements. Finally, higher tree species diversity can also facilitate soil water availability for the associated crops in parkland systems through hydraulic redistribution (Bayala et al., 2008) or through partitioning of water use as a result of a different root

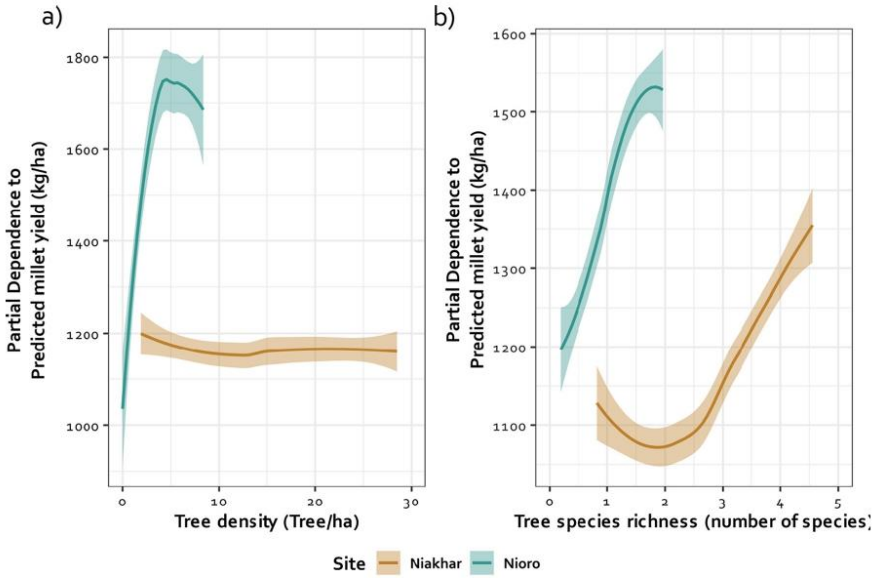


Fig. 5. Interaction between tree density a) and tree species richness b) using a partial dependence plot. The partial dependence plot depicts the marginal effect of tree density and tree species richness on predicted millet yield. A locally weighted smoothing was applied to the partial dependence smooth regressions and standard deviation (ribbon) was added.

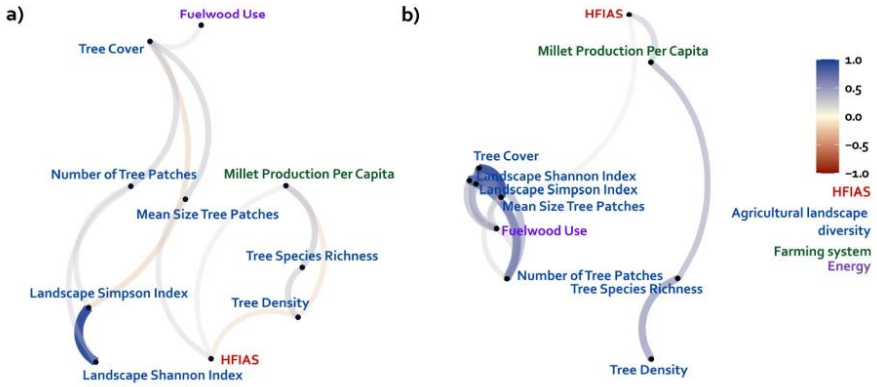


Fig. 6. Correlation-based network to analyze the different pathways linking agricultural landscape diversity to household food access (HFIAS indicator) (a) in Niakhar and (b) Nioro. HFIAS is displayed in red (HFIAS = Household Food Insecurity Access), agricultural landscape diversity variables in blue, farming system variables in green and energy variable (fuelwood use) in yellow. HFIAS is classified as severely, moderately, mildly food insecure and food secure. For the links, the colour scale depicts the value of the coefficient of correlation between the two connected variables. Only highly statistically significant correlation coefficients (p-value <0.05) are displayed. (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

stratification, whilst at the same time reducing soil water evaporation, drainage and run-off (Bayala and Wallace, 2015). In Niakhar, only tree species richness was associated with millet yield, while in the less dense and diversified parkland in Nioro, both tree density and tree species richness were positively associated with millet yield. Increase in millet yield could probably be achieved by optimizing tree species in Niakhar, and tree species and tree density in Nioro.

It should, however, be noted that in this study we did not take into account the effect of tree management on crop productivity, although it is known to have a strong direct effect on resource use competition (e.g. for light, water, nutrient) (Luedeling et al., 2016; van Noordwijk and Ong, 1999). For example, for *F.albida*, it has been shown that tree effects on crops are also driven by tree size, crown development and management of the trees. Mature trees have a stronger positive effect on crops than young trees (Sileshi, 2016), and tree pruning has a positive effect on crop yield since it affects the competition for light (Dilla et al., 2020).

Other nitrogen-fixing species (e.g. *Alnus acuminata*) were found to decrease maize yields as the trees grow older (Ndoli et al., 2017).

4.1.2. … But soil fertility remains a key driver

Our analysis also revealed the importance of soil fertility (i.e. soil total nitrogen and phosphorus contents) for millet productivity in the parkland systems (Fig. 4). It is widely known that low inherent soil fertility is a major constraint to crop production on the sandy soils of the Senegalese Groundnut Basin (Affholder et al., 2013). The fact that fertilizer use was not associated with crop yields in our study was probably due to the low variation in applied nitrogen (26 ± 32 kg N/ha). Possibly, with the small level of variation, our regression-based analysis could not reveal an association between N input use and crop yield. Integrated soil fertility management with appropriate use of mineral fertilizer (Vanlauwe et al., 2015) is critical to improve crop productivity in the parkland systems of the region and elsewhere. For instance, Sida et al. (2019) showed in Ethiopia and Rwanda that nitrogen and phosphorus use efficiencies varied according to the type of agroforestry systems. We anticipate that optimal configuration and composition of parklands can enhance fertilizer use efficiency, constituting a crucial aspect of integrated soil fertility management. However, additional experiments on tree-crop-fertilizer interactions would be needed to verify this assumption for the agroforestry systems of this study. In general, nutrient recycling by the trees is largely influenced by tree densities and species composition (Buresh et al., 1996). Several studies have shown that deep-rooted trees are able to capture subsoil nutrients that would have been lost to annual crops. These nutrients are "pumped up" by the trees and afterwards made available to the associated crops by leaf litter decomposition (Luedeling et al., 2016). The amount of leached nutrients (and the potential benefits of trees) strongly depends on soil type, rainfall patterns and root structures (Cadisch et al., 1997). For the sandy soils of the study region (Lericollais, 1999), with the intense rainfalls that are often observed during the growing season (Taylor et al., 2017), this leaching issue is likely to be non-negligible, especially if farmers will intensify their cropping systems in the future.

4.2. Only large tree species have a direct positive association with household food access

Our study demonstrated a direct, but weak, link between parkland diversity and food access. Our findings in two Senegalese parklands are in line with a recent review by Koffi et al. (2020) concluding that there is very little evidence of an increased use of tree products during periods of food shortage across sub-Saharan Africa, except during extreme situations such as famine, which was not the case in our study. However, we found that households having a higher mean size of tree patches and higher tree cover in their surrounding agricultural landscape (i.e. in a 5-km radius) tended to be more food secure (i.e. with greater food access). The observed large tree patches typically correspond to trees with large crowns, which often include fruit tree species such as *Adansonia digitata* (African baobab) or *Cordyla pinnata*. The fruits of these trees are used for human consumption and can substantially contribute to the required micro- and macro-nutrients in diets of rural populations (Chivandi et al., 2015; Félix et al., 2018; Ickowitz et al., 2014). *A.digitata* fruit pulp is widely consumed on a daily basis as juice called "bouye" in wolof. The fruits are particularly rich in minerals, vitamins (vitamin C) and carbohydrates (Chadare et al., 2008). The immature leaves of *A.digitata* are also often cooked and used as leafy vegetables (Asogwa et al., 2021). *C. pinnata*, a dominant tree in the parklands of Nioro, is also known as Cayor pear tree, and its fruit is cooked and consumed during the lean season.

It should be noted that our survey was conducted during the lean season and household food access was assessed by considering the preceding 30 days, which is probably not sufficient to capture the overall direct contribution of the dry season fruit trees to food security, such as *Ziziphus mauritiania and Balanites aegyptiaca* (Koffi et al., 2020; Lykke et al., 2004). Edible tree products (nuts, leaves, and fruits) of these trees are eaten fresh or dried all along the year as part of the normal diet, and are essential components of the sauces or condiments.

4.3. Greater parkland diversity is indirectly associated with household food access

Our results showed an indirect positive link between parkland diversity and food access, which can be explained by the provision of ecosystem services regulating and supporting crop production. This link held even true in the less diverse parklands of Nioro (Fig. 6). It can be coined as the "agroecological pathway" (Fig. 2c) that connects landscape diversity to food (access) (Gergel et al., 2020). Thus, the "agroecological pathway" includes a wide variety of ecosystem services that support agricultural production, and that were described earlier (tree density and tree diversity support millet production, see Section 3.2 and Section 4.1.1). In line with results of other studies conducted in Africa (Rasmussen et al., 2020; Rasmussen et al., 2019), we found that tree species richness is of similar importance as tree density for improving food access. Households that are in more diverse agricultural landscapes, in terms of tree species composition, tend to be more food secure thanks to a higher agricultural production.

Finally, we did not find evidence of a contribution of parkland diversity to household food security through increased energy use from fuelwood (the "energy pathway", Fig. 2c, Gergel et al., 2020), despite fuelwood consumption being significantly linked to several variables related to wood supply (i.e. tree cover), as it is the case in other parklands of West Africa (Koffi et al., 2018). This means that farmers with more trees in their surroundings tend to use more fuelwood, but this did not seem to translate into a positive association with household food security. This can be explained by the fact that households relied also on gas for cooking food, with July and August being the most important months for buying gas as evidenced by the households surveys (see supplementary materials Fig. S1), i.e. when food stocks from the last rainy season start to run out and when the availability of natural resources is still limited.

4.4. Perspective for additional studies

Here, we assessed the production of the staple food crop, millet, and its contribution to household food security, but on the other hand disregarded livestock production, despite it being an integrated part of the farming systems in the study area. For instance, in Senegal, livestock income was found to be important for purchasing foods, engaging in non-farm activities, and hence acting as a real safety net in case of crop failure (Alobo Loison and Bignebat, 2017). Several studies have shown that agricultural landscape diversity can also contribute to improved livestock production (e.g. Baudron et al., 2017; Duriaux Chavarría et al., 2018). For instance, leguminous fodder trees (such as *F. albida*) provide a rich feed supplement for cattle, thereby increasing milk and meat production, and, hence, contribute indirectly to household food security (Rosenstock et al., 2019). Secondary, leguminous fodder trees can also augment the quantity and quality of manure, that is for most smallholder farmers in the study region the main source of nutrients for crop production (Baudron et al., 2017; Berre et al., 2021). Finally, the provision of shade by trees can also improve the livestock productivity.

In other sahelian parklands, the sale of tree products plays an important role in the total income of food insecure households (Koffi et al., 2017; Mortimore and Adams, 2001). In this study, we could not investigate this "income pathway" (Fig. 2c) due to the lack of variability in our tree income variable. All households reported the sales of tree products, but this cash flow could not be quantified due to limited data reliability of the single household survey. More detailed surveys, e.g. on a 5-day basis to coincide with the local market cycle (Koffi et al., 2017), would be needed to investigate the "income pathway" in more detail.

More broadly, we could have expected a positive relationship

between tree diversity, food production and agricultural cash income with a domino effect on food access. Indeed, food production can be sold to generate cash income (Frelat et al., 2016), allowing households to buy food items not produced on-farm. Such strategy depends on market connection to sell and buy food products (Jones, 2017; Sibhatu and Qaim, 2018). Accurately capturing agricultural cash income is not feasible with the single survey carried out in our study. While the best approach to accurately assess this "income pathway" is to rely on more detailed and frequent surveys, other studies have relied on wealth proxy derived from asset ownerships or housing characteristics, assuming that wealthier households might be able to purchase more diverse food (Rasmussen et al., 2019).

The rights to access to land and use of tree resources can considerably shape the agricultural landscape diversity-food security relationships at field and household level and should be considered in future studies as well. Access rights may limit the direct contribution of certain tree species to food access. The rules of access to tree resources typically depend on the nature of the land and tree species; the collection of wood, fruits, leaves or nuts is generally less restrictive in natural areas or fallow lands compared to cultivated fields. For example, at both study sites *A. digitata* is mainly planted in home fields to guarantee tenure by farmers (Koffi et al., 2020). In contrast, *F.albida* is found mainly in bush fields, but due to high pressure on this tree, Senegal's Forest Department has strictly limited its access and exploitation, particularly in the Niakhar site. The exploitation of useful tree species is also linked to ethnic groups and their relationships to trees. The main ethnic group in the Niakhar site are the Serer who consider certain trees as totem, and hence deliberately preserve them from being cut down (Ba et al., 2018).

5. Conclusion

While a growing numbers of studies have shown the close link between tree resources and food security, these studies relied on a simplified description of the agricultural landscapes. Our study sheds more light on the agricultural landscape diversity-food security nexus in three ways: (1) we provided a detailed overview of landscape diversity that includes land use, parkland configuration and composition, (2) our analysis incorporated two levels of analysis, i.e. the field and the household, and (3) we investigated two dimensions of food security (food availability and access).

We found evidence that agricultural landscape diversity, and particularly parkland diversity (i.e. tree species richness and tree density), are key drivers of food availability, explaining more than half of crop yield variability in both study sites. This positive impact of diverse and dense parkland on food availability contributes indirectly to a greater household food access through what can be called an "agro-ecological pathway".

Our results also suggest that the understanding of the trade-off occurring between tree density-tree species richness and food security deserves more attention. The positive association between field-level tree density and food availability is lost above a threshold of tree density, and a greater tree density and tree species richness (assessed at household level) will not necessarily directly translate into greater household food access.

Adopting an integrated landscape approach is required to better understand, assess, and optimize the contribution of agroforestry parklands to the different dimensions of food security. Moreover, tree species diversity matters as much as tree density for food availability and food access. The general agreement that trees positively contribute to food security should be nuanced since there may be a density threshold above which the contribution of trees is limited. Optimal landscape management that accounts for tree density and tree functional diversity (fruit trees, leguminous trees, etc.) could help optimize the co-benefits of trees for the different food security dimensions.

Declaration of Competing Interest

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Acknowledgements

This study was supported by the SERENA project funded by the Cirad-INRA metaprogramme GloFoodS and the LYSA project (DAR-TOSCA 4800001089) funded by the French Space Agency. Sentinel-2 data were obtained from the Theia processing center at CNES (https://theia.cnes.fr/atdistrib/rocket). We acknowledge Planet's Ambassador Program for the access to their Planet images. The Pléiades data were provided through the French Institutional Programme DINAMIS (https://dinamis.data-terra.org). B.Ndao was supported by the CGIAR Research Program on Grain Legumes and Dryland Cereals. We acknowledged also the CSE, ISRA and Cirad who provide technical and financial support for this study. Lastly, authors are very thankful to Master students (Marieme Diene, Soda Mbodj and Benjamin Gervanosi) for their support in the analysis of the agronomy and socio-economic databases.

Appendix A. Supplementary data

Supplementary data to this article can be found online at https://doi.org/10.1016/j.agsy.2021.103312.

References

Adkins, E., Oppelstrup, K., Modi, V., 2012. Rural household energy consumption in the millennium villages in sub-Saharan Africa. Energy Sustain. Dev. 16, 249–259. https://doi.org/10.1016/j.esd.2012.04.003.

Affholder, F., Poeydebat, C., Corbeels, M., Scopel, E., Tittonell, P., 2013. The yield gap of major food crops in family agriculture in the tropics: assessment and analysis through field surveys and modelling. F. Crop. Res. 143, 106–118. https://doi.org/10.1016/j.fcr.2012.10.021.

Alobo Loison, S., 2015. Rural livelihood diversification in sub-Saharan Africa: a literature review. J. Dev. Stud. 51, 1125–1138. https://doi.org/10.1080/00220388.2015.1046445.

Alobo Loison, S., Bignebat, C., 2017. Patterns and determinants of household income diversification in rural Senegal and Kenya. J. Poverty Alleviation Int. Dev. 8, 93–126.

Asogwa, I.S., Ibrahim, A.N., Agbaka, J.I., 2021. African baobab: its role in enhancing nutrition, health, and the environment. Trees For. People 3, 100043. https://doi.org/10.1016/j.tfp.2020.100043.

Ba, M., Bourgoin, J., Thiaw, I., Soti, V., 2018. Impact des modes de gestion des parcs arborés sur la dynamique des paysages agricoles, un cas d'étude au Sénégal. VertigO 1–26. https://doi.org/10.4000/vertigo.20397.

Bado, B.V., Whitbread, A., Sanoussi Manzo, M.L., 2021. Improving agricultural productivity using agroforestry systems: performance of millet, cowpea, and ziziphus-based cropping systems in West Africa Sahel. Agric. Ecosyst. Environ. 305, 107175 https://doi.org/10.1016/j.agee.2020.107175.

Baudron, F., Duriaux Chavarría, J.Y., Remans, R., Yang, K., Sunderland, T., 2017. Indirect contributions of forests to dietary diversity in southern Ethiopia. Ecol. Soc. 22, art28. https://doi.org/10.5751/ES-09267-220228.

Baudron, F., Tomscha, S.A., Powell, B., Groot, J.C.J., Gergel, S.E., Sunderland, T., 2019. Testing the various pathways linking Forest cover to dietary diversity in tropical landscapes. Front. Sustain. Food Syst. 3 https://doi.org/10.3389/fsufs.2019.00097.

Bayala, J., Wallace, J.W., 2015. The water balance of mixed tree-crop systems. In: Black, C., Wilson, J., Ong, C.K. (Eds.), Trees-Crop Interactions: Agroforestry in a Changing Climate, pp. 140–190.

Bayala, J., Heng, L.K., van Noordwijk, M., Ouedraogo, S.J., 2008. Hydraulic redistribution study in two native tree species of agroforestry parklands of West African dry savanna. Acta Oecol. 34, 370–378. https://doi.org/10.1016/j.actao.2008.06.010.

Bayala, J., Sanou, J., Teklehaimanot, Z., Ouedraogo, S.J., Kalinganire, A., Coe, R., van Noordwijk, M., 2015. Advances in knowledge of processes in soil–tree–crop interactions in parkland systems in the West African Sahel: a review. Agric. Ecosyst. Environ. 205, 25–35. https://doi.org/10.1016/J.AGEE.2015.02.018.

Bazié, H.R., Bayala, J., Zombré, G., Sanou, J., Ilstedt, U., 2012. Separating competition-related factors limiting crop performance in an agroforestry parkland system in Burkina Faso. Agrofor. Syst. 84, 377–388. https://doi.org/10.1007/s10457-012-9483-y.

Bellón, B., Bégué, A., Lo Seen, D., Lebourgeois, V., Evangelista, B.A., Simões, M., Demonte Ferraz, R.P., 2018. Improved regional-scale Brazilian cropping systems' mapping based on a semi-automatic object-based clustering approach. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 68, 127–138. https://doi.org/10.1016/J.JAG.2018.01.019.

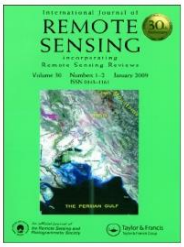
Berre, D., Diarisso, T., Andrieu, N., Le Page, C., Corbeels, M., 2021. Biomass flows in an agro-pastoral village in West-Africa: who benefits from crop residue mulching? Agric. Syst. 187, 102981.
Blaschke, T., Hay, G.J., Kelly, M., Lang, S., Hofmann, P., Addink, E., Queiroz Feitosa, R., van der Meer, F., van der Werff, H., van Coillie, F., Tiede, D., 2014. Geographic object-based image analysis - towards a new paradigm. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 87, 180–191. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014.
Bommarco, R., Kleijn, J., Potts, S.G., 2013. Ecological intensification: harnessing ecosystem services for food security. Trends Ecol. Evol. 28, 230–238.
Brandt, M., Mbow, C., Diouf, A.A., Verger, A., Samimi, C., Fensholt, R., 2015. Ground- and satellite-based evidence of the biophysical mechanisms behind the greening Sahel. Glob. Chang. Biol. 21, 1610–1620.
Brandt, M., Hiernaux, P., Rasmussen, K., Mbow, C., Kergoat, L., Tagesson, T., Ibrahim, Y. Z., Wélé, A., Tucker, C.J., Fensholt, R., 2016. Assessing woody vegetation trends in Sahelian drylands using MODIS based seasonal metrics. Remote Sens. Environ. 183, 215–225. https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.05.027.
Breiman, 2001. Random forest. Mach. Learn. 45, 5–32.
Buresh, R.J., Jama, B., Ndufa, J.K., 1996. Agroforestry trees for nutrient cycling and sustainable management. East African Agric. For. J. 62, 115–127. https://doi.org/10.1080/00128325.1996.11663296.
Bvenura, C., Afolayan, A.J., 2015. The role of wild vegetables in household food security in South Africa: a review. Food Res. Int. 76, 1001–1011. https://doi.org/10.1016/j.foodres.2015.06.013.
Cadisch, G., Rowe, E., Van Noordwijk, M., 1997. Nutrient harvesting - the tree-root safety net. Agrofor. Forum 8, 31–33.
Chadare, F.J., Linnemann, A.R., Hounhouigan, J.D., Nout, M.J.R., Van Boekel, M.A.J.S., 2008. Baobab food products: a review on their composition and nutritional value. Crit. Rev. Food Sci. Nutr. 49, 254–274. https://doi.org/10.1080/10408390701856330.
Chivandi, E., Mukonowenzou, N., Nyakudya, T., Erlwanger, K.H., 2015. Potential of indigenous fruit-bearing trees to curb malnutrition, improve household food security, income and community health in sub-Saharan Africa: a review. Food Res. Int. 76, 980–985. https://doi.org/10.1016/j.foodres.2015.06.015.
Coastes, J., Swindale, A., Bilinsky, P., 2007. Household Food Insecurity Access Scale (HFIAS) for Measurement of Household Food Access: Indicator Guide (v. 3). Washington D.C.
Dilla, A.M., Smethurst, P.J., Huth, N.I., Barry, K.M., 2020. Plot-scale agroforestry Modeling explores tree pruning and fertilizer interactions for maize production in a Faidherbia parkland. Forests 11, 1175. https://doi.org/10.3390/f11111175.
Duriaux Chavarría, J.Y., Baudron, F., Sunderland, T., 2018. Retaining forests within agricultural landscapes as a pathway to sustainable intensification: evidence from southern Ethiopia. Agric. Ecosyst. Environ. 263, 41–52. https://doi.org/10.1016/J.AGEE.2018.04.020.
Elith, J., Leathwick, J.R., Hastie, T., 2008. A working guide to boosted regression trees. J. Anim. Ecol. 77, 802–813. https://doi.org/10.1111/j.1365-2656.2008.01390.x.
Fahrig, L., Baudry, J., Brotons, L., Burel, F.G., Crist, T.O., Fuller, R.J., Sirami, C., Siriwardena, G.M., Martin, J.-L., 2011. Functional landscape heterogeneity and animal biodiversity in agricultural landscapes. Ecol. Lett. 14, 101–112. https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2010.01559.x.
FAO, 1983. World Food Security: A Reappraisal of the Concepts and Approaches. Rome, Italy.
FAO, 2019. The State of the World's Biodiversity for Food and Agriculture. Rome, Italy.
Félix, G.F., Diedhiou, I., Le Garff, M., Timmermann, C., Clermont-Dauphin, C., Cournac, L., Groot, J.C.J., Tittonell, P., 2018. Use and management of biodiversity by smallholder farmers in semi-arid West Africa. Glob. Food Sec. 18, 76–85. https://doi.org/10.1016/J.GFS.2018.08.005.
Frelat, R., Lopez-Ridaura, S., Giller, K.E., Herrero, M., Douxchamps, S., Djurfeldt, A.A., Erenstein, O., Henderson, B., Kassie, M., Paul, B.K., Rigolot, C., Ritzema, R.S., Rodriguez, D., Van Asten, P.J.A., Van Wijk, M.T., 2016. Drivers of household food availability in sub-Saharan Africa based on big data from small farms. Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 113, 458–463. https://doi.org/10.1073/pnas.1518384112.
Friedman, J.H., 2001. Greedy function approximation: a gradient boosting machine. Ann. Stat. 29, 1189–1232.
Friedman, J.H., Meulman, J.J., 2003. Multiple additive regression trees with application in epidemiology. Stat. Med. 22, 1365–1381.
Frison, E.A., Cherfas, J., Hodgkin, T., 2011. Agricultural biodiversity is essential for a sustainable improvement in food and nutrition Security. Sustainability 3, 238–253. https://doi.org/10.3390/su3010238.
Gbodjo, J.E., Ienco, D., Leroux, L., Interdonato, R., Gaetano, R., Ndao, B., 2020. Object-based multi-temporal and multi-source land cover mapping leveraging hierarchical class relationships. Remote Sens. 12, 2814. https://doi.org/10.3390/rs12172814.
Gergel, S.E., Powell, B., Baudron, F., Wood, S.L.R., Rhemtulla, J.M., Kennedy, G., Rasmussen, L.V., Ickowitz, A., Fagan, M.E., Smithwick, E.A.H., Ranieri, J., Wood, S. A., Groot, J.C.J., Sunderland, T.C.H., 2020. Conceptual links between landscape diversity and diet diversity: a roadmap for transdisciplinary research. Bioscience 70, 563–575. https://doi.org/10.1093/biosci/biaa048.
Hadgu, K.M., Kooistra, L., Rossing, W.A.H., van Bruggen, A.H.C., 2009. Assessing the effect of *Faidherbia albida* based land use systems on barley yield at field and regional scale in the highlands of Tigray, Northern Ethiopia. Food Secur. 1, 337–350. https://doi.org/10.1007/s12571-009-0030-2.
Hengl, T., Leenaars, J.G.B., Shepherd, K.D., Walsh, M.G., Heuvelink, G.B.M., Mamo, T., Tilahun, H., Berkhout, E., Cooper, M., Fegraus, E., Wheeler, I., Kwabena, N.A., 2017. Soil nutrient maps of sub-Saharan Africa: assessment of soil nutrient content at 250 m spatial resolution using machine learning. Nutr. Cycl. Agroecosyst. 109, 77–102. https://doi.org/10.1007/s10705-017-9870-x.
Herrero, M., Thornton, P.K., Power, B., Bogard, J.R., Remans, R., Fritz, S., Gerber, J.S., Nelson, G., See, L., Waha, K., Watson, R.A., West, P.C., Samberg, L.H., van de Steeg, J., Stephenson, E., van Wijk, M., Havlík, P., 2017. Farming and the geography of nutrient production for human use: a transdisciplinary analysis. Lancet Planet. Heal. 1, e33–e42. https://doi.org/10.1016/S2542-5196(17)30007-4.
Herrmann, S., Wickhorst, A., Marsh, S., 2013. Estimation of tree cover in an agricultural parkland of Senegal using rule-based regression tree modeling. Remote Sens. 5, 4900–4918. https://doi.org/10.3390/rs5104900.
Ickowitz, A., Powell, B., Salim, M.A., Sunderland, T.C.H., 2014. Dietary quality and tree cover in Africa. Glob. Environ. Chang. 24, 287–294. https://doi.org/10.1016/J.GLOENVCHA.2013.12.001.
IPAR, 2017. Etude de la consommation des céréales de base au Sénégal. Dakar (Sénégal).
IPBES, 2019. Global Assessment Report on Biodiversity and Ecosystem Services of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services. IPBES Secretariat, Bonn, Germany.
Jones, A.D., 2017. Critical review of the emerging research evidence on agricultural biodiversity, diet diversity, and nutritional status in low- and middle-income countries. Nutr. Rev. 75, 769–782. https://doi.org/10.1093/nutrit/nux040.
Jones, A.D., Ngure, F.M., Pelto, G., Young, S.L., 2013. What are we assessing when we measure food Security? A compendium and review of current metrics. Adv. Nutr. 4, 481–505. https://doi.org/10.3945/an.113.004119.
Kebede, Y., Bianchi, F.J.J.A., Baudron, F., Tittonell, P., 2019. Landscape composition overrides field level management effects on maize stemborer control in Ethiopia. Agric. Ecosyst. Environ. 279, 65–73. https://doi.org/10.1016/j.agee.2019.04.006.
Kho, R.M., Yacouba, B., Yayé, M., Katkoré, B., Moussa, A., Iktam, A., Mayaki, A., 2001. Separating the effects of trees on crops: the case of *Faidherbia albida* and millet in Niger. Agrofor. Syst. 52, 219–238. https://doi.org/10.1023/A:1011820412140.
Koffi, C.K., Djoudi, H., Gautier, D., 2017. Landscape diversity and associated coping strategies during food shortage periods: evidence from the Sudano-Sahelian region of Burkina Faso. Reg. Environ. Chang. 17, 1369–1380. https://doi.org/10.1007/s10113-016-0945-z.
Koffi, C.K., Gazull, L., Gautier, D., 2018. Variability of household fuelwood consumption in a rural Sudano-Sahelian context in Burkina Faso. Energy Sustain. Dev. 47, 75–83. https://doi.org/10.1016/j.esd.2018.09.001.
Koffi, C.K., Lourme-Ruiz, A., Djoudi, H., Bouquet, E., Dury, S., Gautier, D., 2020. The contributions of wild tree resources to food and nutrition security in sub-Saharan African drylands: a review of the pathways and beneficiaries. Int. For. Rev. 22, 64–80.
Lericollais, A., 1999. Paysans Sereer Dynamiques Agraires et Mobilités au Sénégal. Institut de Recherche Pour le Développement (IRD).
Leroux, L., Falconnier, G.N., Diouf, A.A., Ndao, B., Gbodjo, J.E., Tall, L., Balde, A.A., Clermont-Dauphin, C., Affholder, F., Bégué, A., Roupsard, O., 2020. Using remote sensing to assess the effect of trees on millet yield in complex parklands of Central Senegal. Agric. Syst. 184, 1–13. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.102918.
Liu, D., Hao, S., Liu, X., Li, B., He, S., Warrington, D.N., 2013. Effects of land use classification on landscape metrics based on remote sensing and GIS. Environ. Earth Sci. 68, 2229–2237. https://doi.org/10.1007/s12665-012-1905-7.
Luedeling, E., Smethurst, P.J., Baudron, F., Bayala, J., Huth, N.I., van Noordwijk, M., Ong, C.K., Mulia, R., Lusiana, B., Muthuri, C., Sinclair, F.L., 2016. Field-scale modeling of tree–crop interactions: challenges and development needs. Agric. Syst. 142, 51–69. https://doi.org/10.1016/J.AGSY.2015.11.005.
Lykke, A.M., 2000. Local perceptions of vegetation change and priorities for conservation of woody-savanna vegetation in Senegal. J. Environ. Manag. 59, 107–120. https://doi.org/10.1006/jema.2000.0336.
Lykke, A.M., Kristensen, M.K., Ganaba, S., 2004. Valuation of local use and dynamics of 56 woody species in the Sahel. Biodivers. Conserv. 13, 1961–1990. https://doi.org/10.1023/B:BIOC.0000035876.39587.1a.
Mavengahama, S., McLachlan, M., de Clercq, W., 2013. The role of wild vegetable species in household food security in maize based subsistence cropping systems. Food Secur. 5, 227–233. https://doi.org/10.1007/s12571-013-0243-2.
Miller, D.C., Muñoz-Mora, J.C., Christiaensen, L., 2017. Prevalence, economic contribution, and determinants of trees on farms across sub-Saharan Africa. For. Policy Econ. 84, 47–61. https://doi.org/10.1016/J.FORPOL.2016.12.005.
Mortimore, M.J., Adams, W.M., 2001. Farmer adaptation, change and 'crisis' in the Sahel. Glob. Environ. Chang. 11, 49–57. https://doi.org/10.1016/S0959-3780(00)00044-3.
Muthayya, S., Rah, J.H., Sugimoto, J.D., Roos, F.F., Kraemer, K., Black, R.E., 2013. The global hidden hunger indices and maps: an advocacy tool for action. PLoS One 8, e67860.
Nair, P., 1993. An Introduction to Agroforestry. Springer S. ed, Dordrecht, The Netherlands.
Ndao, B., Leroux, L., Diouf, A.A., Soti, V., Sambou, B., 2018. A remote sensing based approach for optimizing sampling strategies in crop monitoring and crop yield estimation studies. In: Wade, S. (Ed.), Earth Observations and Geospatial Science in Service of Sustainable Development Goals : 12th International Conference of the African Association of Remote Sensing and the Environment. Springer, Muinzenburg, South Africa, pp. 25–36. https://doi.org/10.1007/978-3-030-16016-6_3.
Ndao, B., Leroux, L., Diouf, A.A., 2021a. Tree Species Inventory in the *Faidherbia albida* Parkland of Senegal. https://doi.org/10.18167/DVN1/OAYDV3.
Ndao, B., Leroux, L., Gaetano, R., Diouf, A.A., Soti, V., Mbow, C., Bégué, A., Sambou, B., 2021b. Landscape heterogeneity analysis using geospatial techniques and a priori knowledge in Sahelian agroforestry systems of Senegal. Ecol. Indic. 125, 107481 https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107481.
Ndoli, A., Baudron, F., Schut, A.G.T., Mukuralinda, A., Giller, K.E., 2017. Disentangling the positive and negative effects of trees on maize performance in smallholdings of

northern Rwanda. F. Crop. Res. 213, 1–11. https://doi.org/10.1016/J.FCR.2017.07.020.
Nyberg, Y., Wetterlind, J., Jonsson, M., Öborn, I., 2020. The role of trees and livestock in ecosystem service provision and farm priorities on smallholder farms in the Rift Valley, Kenya. Agric. Syst. 181, 102815 https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.102815.
Oksanen, J., Blanchet, F.G., Friendly, M., Kindt, R., Legendre, P., McGlinn, D., Minchin, P.R., O'Hara, R.B., Simpson, G.L., Solymos, P., Stevens, M.H.H., Szoecs, E., Wagner, H., 2019. Vegan: Community Ecology Package.
Otieno, M., Sidhu, C.S., Woodcock, B.A., Wilby, A., Vogiatzakis, I.N., Mauchline, A.L., Gikungu, M.W., Potts, S.G., 2015. Local and landscape effects on bee functional guilds in pigeon pea crops in Kenya. J. Insect Conserv. 19, 647–658. https://doi.org/10.1007/s10841-015-9788-z.
Peng, J., Wang, Y., Ye, M., Wu, J., Zhang, Y., 2007. Effects of land-use categorization on landscape metrics: a case study in urban landscape of Shenzhen, China. Int. J. Remote Sens. 28, 4877–4895. https://doi.org/10.1080/01431160601075590.
Peterson, R.A., Cavanaugh, J.E., 2019. Ordered quantile normalization: a semiparametric transformation built for the cross-validation era. J. Appl. Stat. 1–16 https://doi.org/10.1080/02664763.2019.1630372.
Pilling, D., Bélanger, J., Hoffmann, I., 2020. Declining biodiversity for food and agriculture needs urgent global action. Nat. Food 1–4. https://doi.org/10.1038/s43016-020-0040-y.
R Core Team, 2020. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
Rasmussen, L.V., Fagan, M.E., Ickowitz, A., Wood, S.L.R., Kennedy, G., Powell, B., Baudron, F., Gergel, S., Jung, S., Smithwick, E.A.H., Sunderland, T., Wood, S., Rhemtulla, J.M., 2019. Forest pattern, not just amount, influences dietary quality in five African countries. Glob. Food Sec. https://doi.org/10.1016/j.gfs.2019.100331.
Rasmussen, L.V., Wood, S.L.R., Rhemtulla, J.M., 2020. Deconstructing diets: the role of wealth, farming system, and landscape context in shaping rural diets in Ethiopia. Front. Sustain. Food Syst. 4, 45. https://doi.org/10.3389/fsufs.2020.00045.
Reed, J., Vianen van, J., Foli, S., Clendenning, J., Yang, K., MacDonald, M., Petrokofsky, G., Padoch, C., Sunderland, T., 2017. Trees for life: the ecosystem service contribution of trees to food production and livelihoods in the tropics. For. Policy Econ. 84, 62–71.
Ricciardi, V., Mehrabi, Z., Wittman, H., James, D., Ramankutty, N., 2021. Higher yields and more biodiversity on smaller farms. Nat. Sustain. https://doi.org/10.1038/s41893-021-00699-2.
Ritzema, R.S., Frelat, R., Douxchamps, S., Silvestri, S., Rufino, M.C., Herrero, M., Giller, K.E., Lopez-Ridaura, S., Teufel, N., Paul, B.K., Van Wijk, M.T., Security, F., Ritzema, Randall S., 2017. Is production intensification likely to make farm households food-adequate? A simple food availability analysis across smallholder farming systems from east and West Africa. Food Secur. 1–17 https://doi.org/10.1007/s12571-016-0638-y.
Rosenstock, T.S., Dawson, I.K., Aynekulu, E., Chomba, S., Degrande, A., Fornace, K., Jamnadass, R., Kimaro, A., Kindt, R., Lamanna, C., Malesu, M., Mausch, K., McMullin, S., Murage, P., Namoi, N., Njenga, M., Nyoka, I., Paez Valencia, A.M., Sola, P., Shepherd, K., Steward, P., 2019. A planetary health perspective on agroforestry in sub-Saharan Africa. One Earth 1, 330–344. https://doi.org/10.1016/j.oneear.2019.10.017.
Roupsard, O., Audebert, A., Ndour, A., Clermont-Dauphin, C., Agbohessou, Y., Sanou, J., Koala, J., Faye, E., Sambakhe, D., Jourdan, C., le Maire, G., Tall, L., Sanogo, D., Seghieri, J., Cournac, L., Leroux, L., 2020. How far does the tree affect the crop in agroforestry? New spatial analysis methods in a Faidherbia parkland. Agric. Ecosyst. Environ. 296, 106928 https://doi.org/10.1016/j.agee.2020.106928.
Sambou, A., Sambou, B., Rebild, A., 2017. Farmers' contributions to the conservation of tree diversity in the Groundnut Basin, Senegal. J. For. Res. 28, 1083–1096. https://doi.org/10.1007/s11676-017-0374-y.
Sanou, J., Bayala, J., Teklehaimanot, Z., Bazié, P., 2012. Effect of shading by baobab (*Adansonia digitata*) and néré (*Parkia biglobosa*) on yields of millet (*Pennisetum glaucum*) and taro (*Colocasia esculenta*) in parkland systems in Burkina Faso, West Africa. Agrofor. Syst. 85, 431–441. https://doi.org/10.1007/s10457-011-9405-4.
Sibhatu, K.T., Qaim, M., 2018. Review: meta-analysis of the association between production diversity, diets, and nutrition in smallholder farm households. Food Policy 77, 1–18. https://doi.org/10.1016/J.FOODPOL.2018.04.013.
Sida, T.S., Baudron, F., Kim, H., Giller, K.E., 2018. Climate-smart agroforestry: Faidherbia albida trees buffer wheat against climatic extremes in the central Rift Valley of Ethiopia. Agric. For. Meteorol. 248, 339–347. https://doi.org/10.1016/J.AGRFORMET.2017.10.013.
Sida, T.S., Baudron, F., Ndoli, A., Tirfessa, D., Giller, K.E., 2019. Should fertilizer recommendations be adapted to parkland agroforestry systems? Case studies from Ethiopia and Rwanda. Plant Soil 1–16. https://doi.org/10.1007/s11104-019-04271-y.
Sileshi, G.W., 2016. The magnitude and spatial extent of influence of *Faidherbia albida* trees on soil properties and primary productivity in drylands. J. Arid Environ. 132, 1–14. https://doi.org/10.1016/J.JARIDENV.2016.03.002.
Sinare, H., Gordon, L.J., 2015. Ecosystem services from woody vegetation on agricultural lands in Sudano-Sahelian West Africa. Agric. Ecosyst. Environ. 200, 186–199. https://doi.org/10.1016/j.agee.2014.11.009.
Soti, V., Thiaw, I., Debaly, M.Z., Sow, A., Diaw, M., Fofana, S., Diakhate, M., Thiaw, C., Brévault, T., 2019. Effect of landscape diversity and crop management on the control of the millet head miner, Heliocheilus albipunctella (Lepidoptera: Noctuidae) by natural enemies. Biol. Control 129, 115–122. https://doi.org/10.1016/j.biocontrol.2018.10.006.
Sow, A., Seye, D., Faye, E., Benoit, L., Galan, M., Haran, J., Brévault, T., 2020. Birds and bats contribute to natural regulation of the millet head miner in tree-crop agroforestry systems. Crop Prot. 132, 105127 https://doi.org/10.1016/j.cropro.2020.105127.
Taylor, C.M., Belušić, D., Guichard, F., Parker, D.J., Vischel, T., Bock, O., Harris, P.P., Janicot, S., Klein, C., Panthou, G., 2017. Frequency of extreme Sahelian storms tripled since 1982 in satellite observations. Nature 544, 475–478. https://doi.org/10.1038/nature22069.
Tounkara, A., Clermont-Dauphin, C., Affholder, F., Ndiaye, S., Masse, D., Cournac, L., 2020. Inorganic fertilizer use efficiency of millet crop varies with organic fertilizer application in rainfed agriculture on smallholdings in Central Senegal. Agric. Ecosyst. Environ. 294, 106878.
Tschora, H., Cherubini, F., 2020. Co-benefits and trade-offs of agroforestry for climate change mitigation and other sustainability goals in West Africa. Glob. Ecol. Conserv. 22, e00919 https://doi.org/10.1016/j.gecco.2020.e00919.
van Noordwijk, M., Ong, C.K., 1999. Can the ecosystem mimic hypotheses be applied to farms in African savannahs? Agrofor. Syst. 45, 131–158. https://doi.org/10.1023/A:1006245605705.
Vanlauwe, B., Descheemaeker, K., Giller, K.E., Huising, J., Merckx, R., Nziguheba, G., Wendt, J., Zingore, S., 2015. Integrated soil fertility management in sub-Saharan Africa: unravelling local adaptation. SOIL 1, 491–508. https://doi.org/10.5194/soil-1-491-2015.
Waha, K., van Wijk, M.T., Fritz, S., See, L., Thornton, P.K., Wichern, J., Herrero, M., 2018. Agricultural diversification as an important strategy for achieving food security in Africa. Glob. Chang. Biol. 24, 3390–3400. https://doi.org/10.1111/gcb.14158.
Yang, K., Gergel, S., Duriaux-Chavarría, J.-Y., Baudron, F., 2020. Forest edges near farms enhance wheat productivity measures: a test using high spatial resolution remote sensing of smallholder farms in southern Ethiopia. Front. Sustain. Food Syst. 4, 130. https://doi.org/10.3389/fsufs.2020.00130.
Zheng, L.-T., Chen, H.Y.H., Yan, E.-R., 2019. Tree species diversity promotes litterfall productivity through crown complementarity in subtropical forests. J. Ecol. 107, 1852–1861. https://doi.org/10.1111/1365-2745.13142.

Benchmarking statistical modelling approaches with multi-source remote sensing data for millet yield monitoring: A case study of the Groundnut basin in central Senegal

Gbodjo, J.E., Ienco, D., Leroux, L., 2021. Benchmarking statistical modelling approaches with multi-source remote sensing data for millet yield monitoring: A case study of the Groundnut basin in central Senegal. International Journal of Remote Sensing 42, 9277–9300. https://doi.org/10.1080/01431161.2021.1993465

https://doi.org/10.1016/j.agsy.2021.103312



International Journal of Remote Sensing

ISSN: (Print) (Online) Journal homepage: https://www.tandfonline.com/loi/tres20

Benchmarking statistical modelling approaches with multi-source remote sensing data for millet yield monitoring: a case study of the groundnut basin in central Senegal

Yawogan Jean Eudes Gbodjo, Dino Ienco & Louise Leroux

To cite this article: Yawogan Jean Eudes Gbodjo, Dino Ienco & Louise Leroux (2021) Benchmarking statistical modelling approaches with multi-source remote sensing data for millet yield monitoring: a case study of the groundnut basin in central Senegal, International Journal of Remote Sensing, 42:24, 9277-9300, DOI: 10.1080/01431161.2021.1993465

To link to this article: https://doi.org/10.1080/01431161.2021.1993465

© 2021 The Author(s). Published by Informa UK Limited, trading as Taylor & Francis Group.

Published online: 09 Nov 2021.

Submit your article to this journal

View related articles

View Crossmark data

Full Terms & Conditions of access and use can be found at
https://www.tandfonline.com/action/journalInformation?journalCode=tres20

INTERNATIONAL JOURNAL OF REMOTE SENSING
2021, VOL. 42, NO. 24, 9277–9300
https://doi.org/10.1080/01431161.2021.1993465

Taylor & Francis
Taylor & Francis Group

OPEN ACCESS Check for updates

Benchmarking statistical modelling approaches with multi-source remote sensing data for millet yield monitoring: a case study of the groundnut basin in central Senegal

Yawogan Jean Eudes Gbodjo [a], Dino Ienco [a] and Louise Leroux [b,c,d]

[a]INRAE, MathNum Department, UMR TETIS, University of Montpellier, Montpellier, France; [b]CIRAD, Persyst Department, UPR AÏDA, Dakar, Sénégal; [c]Persyst Department, AIDA, University of Montpellier, CIRAD, Montpellier, France; [d]Centre de Suivi Ecologique, Dakar, Sénégal

ABSTRACT

In Sub-Saharan Africa, smallholder farms play a key role in agriculture, occupying most of the agricultural land. Design policies for increasing smallholder productivity remains a safe way to establish sustainable food systems and boost local economies. However, efforts are still needed in order to achieve accurate and timely monitoring in smallholder farming systems. With the advent of modern Earth Observation programmes such as the Sentinel satellites, which provide quasi-synchronous and high-resolution multi-source information over any area of the continental surfaces, new opportunities are opened up to accurately map crop yields in smallholder farming systems. This study intends to estimate and forecast millet yields in central Senegal, making the use of multi-source (synthetic-aperture radar (SAR) and optical) image time series and state-of-the-art machine learning models. A Random Forest (RF) model explained up to 50% of the millet yield variability, while deep learning models such as Convolutional Neural Network (CNN) showed promise results but performed lower. We also found that the concatenation of SAR polarizations and vegetation indices improved our crop yield modelling, but such improvement was tightly related to the modelling approach, namely RF and CNN. Using RF to forecast millet yields, we achieved stable and satisfactory accuracy 2 weeks before the harvest period.

ARTICLE HISTORY
Received 8 April 2021
Accepted 9 October 2021

1. Introduction

In a global context marked by sharp demographic, environmental, and economic changes, a substantial increase in global food production is required to be able to meet the world's food security as committed by the Sustainable Development Goals (SDGs) (Foley et al. 2011; Godfray et al. 2010; Herrero et al. 2017). In developing countries such as in Sub-Saharan Africa (SSA), this is more than elsewhere a crucial issue given that the agricultural sector remains the backbone of the economy, supporting the livelihood of a large part of the population (Davis, Di Giussepe, and Zezza 2017; Waha et al. 2018). Despite a positive growth trend recorded in recent years, major key challenges still need

CONTACT Yawogan Jean Eudes Gbodjo jean-eudes.gbodjo@inrae.fr INRAE, UMR TETIS, University of Montpellier, Montpellier, France

© 2021 The Author(s). Published by Informa UK Limited, trading as Taylor & Francis Group.
This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/), which permits non-commercial re-use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited, and is not altered, transformed, or built upon in any way.

to be addressed to ensure sustainable growth and achieve food security. In SSA, the overwhelming part of agriculture is dominated by smallholder farming (Samberg et al. 2016), commonly rainfed based and characterized by low fertilizer intakes along with traditional and laborious practices. As a result, the obtained yields are far from the attainable yields (Mueller et al. 2012) highly variable from year to year, and the expected impacts of climate change on major crop yields will worsen this situation (Parkes et al. 2018). However, despite the warming context, the crop production of smallholder farming systems remains poorly measured. In order to assist in the design of policies, investments, and decisions aiming at improving food security for SSA smallholder farmers, accurate and timely monitoring of crop yields is needed.

Remote sensing has been used for a while now to operationally support agricultural development and has helped to enhance the capabilities of numerous crop monitoring and forecasting systems at national and regional scales such as the Famine Early Warning Systems Network (FEWS NET), the Monitoring Agriculture with Remote Sensing or more recently the GEOGLAM Crop Monitor initiative (Becker-Reshef et al. 2019). Simultaneously, extensive scientific research studies have leveraged remote sensing data for crop yield estimation and forecasting (Kogan et al. 2013; Leroux et al. 2019; Sakamoto, Gitelson, and Arkebauer 2013). Until recently, most of these initiatives relied on coarse spatial resolution imagery like the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), which is, however not suitable for small scale African farming context given the plot size in such fragmented agricultural landscapes that is often lower than one hectare (Fritz et al. 2015). Furthermore, the presence of isolated trees in fields, also known as agroforestry parkland, is a supplemental challenge that coarse spatial resolution data does not allow to efficiently deal with. Therefore, information at a fine-scale is valuable in coping with smallholder farming challenges.

The advent of recent Earth Observation satellites such as the Sentinel or the PlanetScope constellations, along with the improvements they made with respect to spatial, spectral, and temporal resolutions, has provided multiple sources of information to effectively tackle issues related to small scale farming. Focusing on some salient studies across the SSA, promising results as regards smallholder crop yield estimation and mapping were obtained using high and very high spatial resolution optical data, particularly in Eastern Africa. Jin et al. (2017) investigated Sentinel-2, Rapid-Eye, and Skysat data for tracking maize yield heterogeneity in Eastern Kenya. Burke and Lobell (2017) were able to catch up to 40% of yield variability in Western Kenya using 1-m Terra Bella imagery, while Jin et al. (2019) combined Sentinel-1 and Sentinel-2 for smallholder maize area and yield mapping at a national scale in Tanzania and Kenya using the Google Earth Engine platform. In Western Africa, Lambert et al. (2018) used Sentinel-2 time series to estimate the production of several staple crops in the Malian cotton belt and were able to capture between 60% and up to 85% of yield variability depending on the crop. Recently, Lobell et al. (2019) tracked sorghum yield estimates in Mali from Sentinel-2 data and evaluated the sensitivity of predictions to the use of Sentinel-2 *versus* PlanetScope and Digital globe high spatial resolution imagery. However, despite the fact that the crop cultivation occurs during the rainy season and hence the probability of having cloud-free clear sky optical images at that time is very low (Whitcraft, Becker-Reshef, and Justice 2015), few studies, e.g. (Jin et al. 2019) have leveraged multi-source remote sensing, namely synthetic aperture radar (SAR) and

optical data for monitoring the production of smallholder farms. However, the association of both sources is relevant for monitoring the crop growth cycle (Veloso et al. 2017), especially in tropical areas where the ubiquitous cloudiness strongly compromises the acquisition of clear optical images at key stages of crop development. Therefore, the availability of quasi-synchronous SAR and optical data with high temporal and spatial resolutions such as the Sentinel-1 and Sentinel-2 images offers a real opportunity to test the complementarity of both sources for monitoring crop yield in SSA smallholder farms.

It is well known that quantitative estimates and forecasts of crop yields can be obtained by empirical regression modelling methods or crop growth models (Rembold et al. 2013). While the former approach is generally simple and aims at finding a statistical relationship between reference crop yield information and explanatory variables that can be pure remote sensing-based, e.g. vegetation indices thanks to their quasi-linear relationship with crop productivity (Tucker 1979), or mixed considering additional bio-climatic information, the latter involves modelling of crop physiology and sometimes includes sophisticated mathematical and physical simulations. Owing to their simplicity and scalability to large areas with respect to crop simulation models, empirical regression modelling methods have been widely used in crop yield literature. Common approaches are univariate and multivariate linear regression models (Jain et al. 2016; Jin et al. 2017; Lobell et al. 2019). Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS), ridge regression, have also been utilized, e.g. in Kim et al. (2019). Nevertheless, the main limitation of these techniques lies in the extrapolation of different years and new geographical areas (Lobell 2013). To overcome this main limitation, machine learning techniques have received increasing attention in recent years. Commonly used algorithms are ensemble learning approaches such as Random Forest or XGBoost, Support Vector Machines, and artificial neural networks, e.g. (Fieuzal, Marais-Sicre, and Baup 2017; Kamir, Waldner, and Hochman 2020). The main advantage of machine learning techniques compared to empirical regression methods is that they can learn to predict target yield values without any prior assumptions made in the parametric models (Kamir, Waldner, and Hochman 2020). Nowadays, the field of machine learning is evolving very rapidly thanks to the deep learning (DL) revolution initiated in the last decade. The quintessence of DL methods lies in their ability to automatically learn or discover features optimized for specific tasks at hand. Convolutional Neural Networks (CNN) and Recurrent Neural Networks (RNN) are both well-known DL approaches that allow to manage spatial and temporal dependencies, respectively, in data. Both CNN and RNN have been used in recent years to predict crop yield across various regions and for a range of crop types. For example, You et al. (2017) employed a CNN and a Long Short-Term Memory (LSTM), a variant of RNN, with a Gaussian process modelling to predict soybean yield in the United States. Kaneko et al. (2017) used an LSTM model with the same Gaussian processing and a transfer learning approach to track maize yield estimates in six African countries. Khaki, Wang, and Archontoulis (2020) employed a combination of CNN and LSTM to obtain soybean yield predictions in the United States. More recently, Wolanin et al. (2020) proposed a CNN model for wheat yield estimation in India with regression activation mapping to

explain the model predictions. Despite the great interest and ongoing development of DL methods, they have only received little attention, e.g. (Kaneko et al. 2017) for monitoring crop yield in SSA.

Our aim in this study is to estimate and forecast crop yields in the context of SSA smallholder farms by using multi-source remote sensing data and regression methods. More explicitly, through the use of SAR and optical data, we assessed the potential of DL approaches compared to traditional regression methods (empirical and machine learning-based) to estimate crop yields with a limited amount of reference data. In addition, yield forecasts were conducted throughout the cropping period in order to figure out to what extent remote sensing-based regression modelling can help accelerate the collection of crop production information in the study site. The study was conducted on pearl millet fields over three agricultural seasons (2017, 2018, and 2019) in the groundnut basin in central Senegal.

2. Materials and methods

2.1. Materials

2.1.1. Study area

The study area is located in the mid-western part of Senegal (Fatick Province) near the Diohine village (Figure 1). The site covers around 17 km^2 of the groundnut basin, which is one of the main agroecological zones in the country. The Senegalese groundnut basin is essentially flat and dominated by rainfed agriculture and smallholder farming. The study area is characterized by a tree-based cropping system, dominated by *Faidherbia albida*, a nitrogen-fixing species with unique reverse phenology that is known to have a boosting effect on the yields of the crops with which it is associated (Sileshi 2016). The cropland

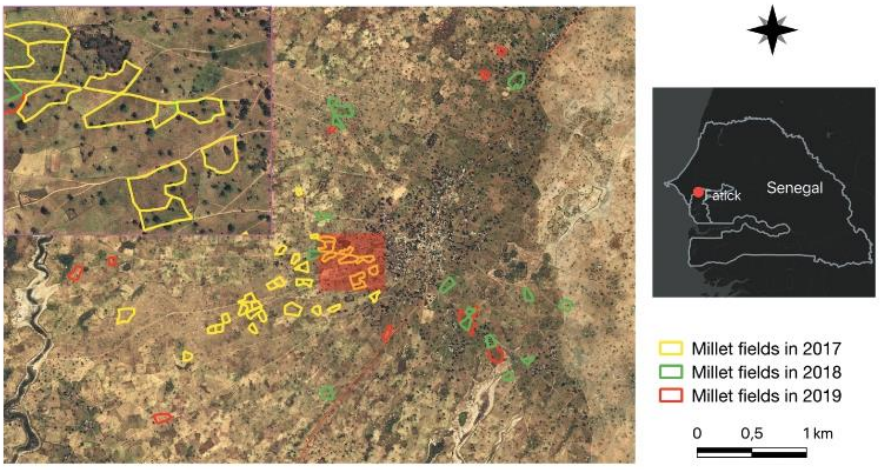


Figure 1. Location of the study area and the sample fields included in the work for which yield measurements were conducted. Note that five fields were monitored in both 2018 and 2019. The zoom at the top left highlights the presence of trees in the fields. Bing Maps images are displayed in the background.

includes mainly millet and groundnut. The former is grown for consumption while the latter is a cash crop. Other crops such as sorghum or cowpea are cultivated solely or intercropped with millet. The climate is of the Sudano-Sahelian type, characterized by a rainy season from July to October and a long dry season that extends over the rest of the year. Average annual rainfall varies between 400 mm and 650 mm.

2.1.2. Field data

The study was conducted over three agricultural seasons (2017, 2018, and 2019) and focused on pearl millet cultivation, a staple crop in the region. Millet fields are usually sowed in dry conditions between late May and early July and harvested between September and October. The millet grown by farmers in the region is Souna a short-cycle variety (90 days), characterized by a vegetative growth stage that lasts approximately until mid-August or early September, followed by the reproductive growth stage where grain filling occurs. A total of 66 fields were monitored: 35 in 2017, 15 in 2018, and 16 in 2019 (see Figure 1). 81% of monitored plots have a mixed cropping system (basically millet intercropped with sorghum or cowpea), and the average plot size is about 0.63 ha. Within each field, three representative millet quadrants of 6 m^2 were randomly selected. Above-ground biomass was harvested in each quadrant at crop maturity and grain yield (dry matter) was measured after drying at 70°C for 48 h. In addition, some information about agricultural practices was recorded (e.g. sowing and harvest dates, observed dates of different phenological stages: emergence, maturity, senescence). Figure 2 shows the per-year distribution of the millet yields over sample fields and evidences the year-to-year variability as well as the high spatial heterogeneity within a year (e.g. 2017 and 2019). The main driving factors causing the yield variability between years are related to the onset of the rainy season that determines the agricultural calendar and thus influences final crop yields (Marteau et al. 2011). Since agriculture is rainfed, a long interruption of rainfall after sowing can lead to reseeding of plots and hence impact the final yields. In addition to the rainfall factor, the crop rotation practice on plots, the amount of nutrients applied from year to year, together with the poor soil fertility, are

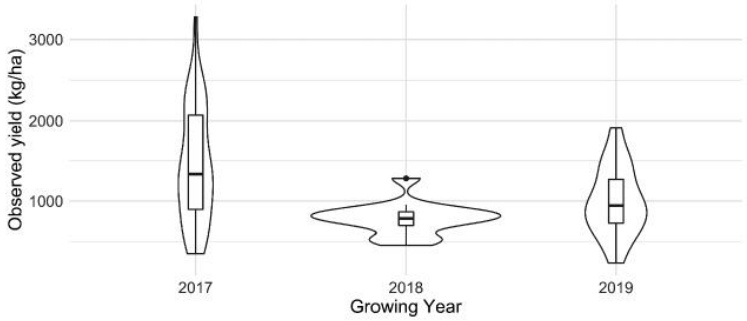


Figure 2. Per year distribution of the millet yields over sample fields showing a high year-to-year variability. Overall, recorded yield values in 2018 are lower than in 2017 and 2019 and most of these values are distributed around 900 kg/ha, contrary to other years where the values are more uniformly distributed.

also determinants of final yields, as recently evidenced over our study area by (Leroux et al. 2020). Observed yields range from 239 kg/ha to 3278 kg/ha, with average and median yields of 1184.51 kg/ha and 976.5 kg/ha, respectively.

2.1.3. Satellite data

We considered in this study modern Earth Observation satellites, namely Sentinel-1 and Sentinel-2, to analyse the contribution of multi-source (SAR and optical) data for the millet yield assessment. Results from Leroux et al. (2014) over the Sahelian zone suggested that a spatial resolution of 10-m may be sufficient for crop monitoring in such heterogeneous agricultural landscape characterized by small to very small fields (Fritz et al. 2015). The image time series were collected throughout each growing year from early June to the end of December, with a total of 17 images per source and per year (Figure 3). We included images covering several weeks before sowing and several weeks after harvest in order to cover as much as possible the information related to a complete growing cycle of the fields (full ascending and descending).

The Sentinel-1 (SAR) images were retrieved from the PEPS processing platform (peps.cnes.fr) at level-1 C Ground Range Detected (GRD). The Sentinel-1 images were acquired in C-band, Interferometric Wide Swath (IW) mode with dual polarization (VH and VV) and ascending orbit. First, we radiometrically calibrated the images in backscatter coefficient values (decibels, dB) using parameters included in the metadata and then orthorectified them at the spatial resolution of 10-m. Finally, multi-temporal filtering (Quegan and Yu 2001) was applied to the images in order to reduce the speckle effect. The filtering produces speckle-reduced images from inputs by linearly combining multi-looked backscatter intensity/coefficient values, sampled at different timestamps, with a local mean estimated by averaging values in a local window around each pixel in each image.

The Sentinel-2 (optical) images were retrieved from the THEIA processing platform (theia.cnes.fr) at level-2A, in top-of-canopy (TOC) reflectance values with cloud masks. We only kept cloudless images over the sample fields. Ten spectral bands were then retained: the 10 m spatial resolution bands (Blue, Green, Red, Near Infrared) and those at 20 m spatial resolution (4 Red edge and 2 Short-wave Infrared). The 20 m bands were

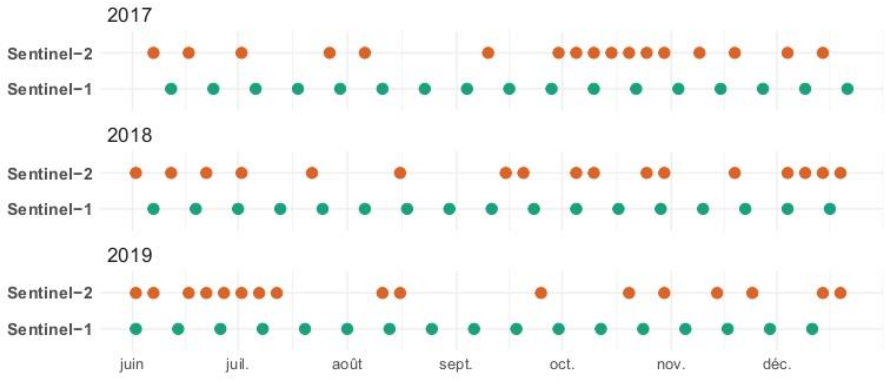


Figure 3. Overview of the acquisition dates of Sentinel-1 (S1) and Sentinel-2 (S2) images over three agricultural seasons. S2 acquisitions are sparsed due to the ubiquitous cloudiness.

Table 1. Vegetation indices derived from optical bands (Band abbreviations: B–Blue, G–Green, R–Red, RE–Red edge, NIR–Near Infrared, SWIR–Short Wavelength Infrared).

Vegetation index	Name and reference	Formula
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index (Rouse et al. 1973; Tucker 1979)	$\frac{NIR-R}{NIR+R}$
NDWI	Normalized Difference Water index (Cai Gao 1996)	$\frac{NIR-SWIR}{NIR+SWIR}$
MSAVI2	Modified Soil Ajusted Vegetation Index (Qi et al. 1994)	$\frac{2\times NIR+1-\sqrt{(2\times NIR+1)^2-8\times(NIR-R)}}{2}$
EVI	Enhanced Vegetation index (Jiang et al. 2008)	$2.5\times\frac{NIR-R}{NIR+6R-7.5B+1}$
GDVI	Green Difference Vegetation Index (Tucker 1979)	$NIR-G$
CI_{green}	Chlorophyll Index green (Gitelson, Gritz, and Merzlyak 2003)	$\left(\frac{NIR}{G}\right)^{-1}$
$CI_{rededge}$	Chlorophyll Index red edge (Gitelson, Gritz, and Merzlyak 2003)	$\left(\frac{NIR}{RE}\right)^{-1}$

all resampled at 10 m spatial resolution using the nearest neighbour method. A preprocessing was performed over each band to replace remaining cloudy pixel values as detected by the supplied cloud masks through a linear multi-temporal interpolation (cf. temporal gap-filling (Inglada et al. 2017)). Seven vegetation indices (VI) were subsequently derived from the optical bands as proxies for the vegetation activity (Table 1).

The SAR backscatter in dual-polarization, optical bands, and VI time series (see Appendix A for a summary of variables used) was normalized per year in the interval [0,1]. Then, median values were extracted from the multi-source and multi-year data at the field scale. Median statistics fit well smallholder farming context since they are not sensitive to extreme values, which can occur due to intra-plot variability induced by different management strategies, the presence of trees, or termite nests (Félix et al. 2018). Therefore, we did not consider tree masking in this study and also since preliminary experiments showed no significant influence on our modelling approaches. With the aim of forecasting the millet yields, we linearly interpolated the multi-source and the multi-year time series on a regular grid as the acquisition dates are variable per source and per year. Interpolation and resampling were performed on a 5 day basis over the data acquisition period.

2.1.4. Millet patches

In order to map the millet yields at field scale over the study site, we generated millet patches (Figure 4). We defined millet patches as pseudo plots of millet with similar biophysical and management characteristics. To this end, we first performed a superpixel segmentation of the study site using the SLIC algorithm (Li and Chen 2015) on a high spatial resolution PlanetScope NDVI time series acquired over the 2018 growing season. Subsequently, for each growing year excepted 2017, candidate patches (segments) were spatially intersected with an object-based Land Use/Land Cover (LULC) map of the study area. Finally, millet patches were obtained by a majority vote of the LULC class extracted for intersected patches and by excluding the non-cereal segments. The millet patches and subsequently the yield mapping were not carried out in 2017 due to budgetary limitations that prevented the collection of ground truth samples and thereby the production of the LULC map for this specific year. Note that the generation of millet patches is independent of the task of yield modelling where field samples were monitored for the 3 years included in the study. The LULC map is obtained via our previous work (Gbodjo et al. 2020). For this purpose, independently from the 66 millet plots, we monitored in this study, we built ground truth samples from GPS

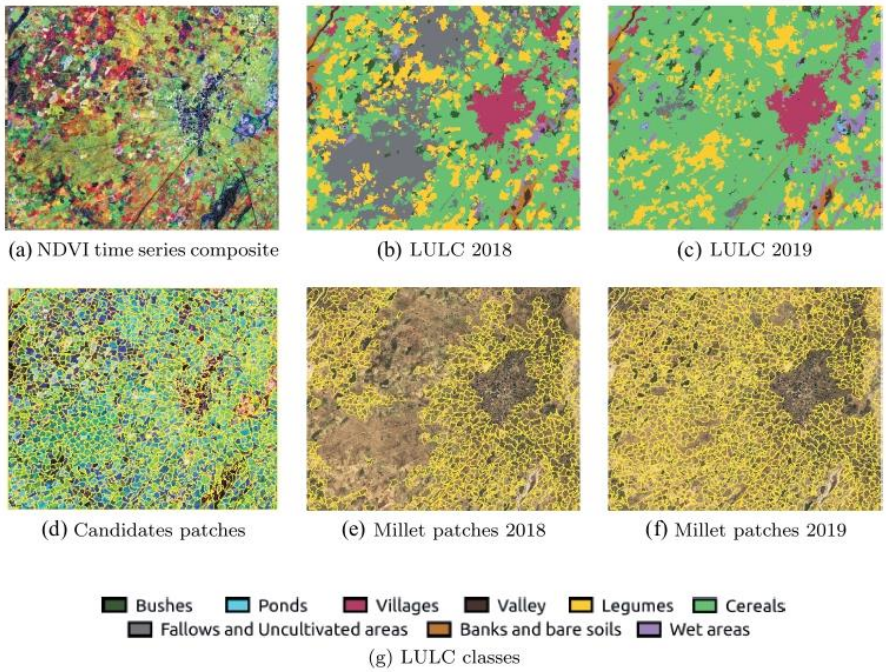


Figure 4. Candidate and final patches for the spatialization of millet yields over 2018 and 2019 growing seasons. Bing Maps images are displayed in the background of subfigures 4e and 4f. The maps were created with https://www.qgis.org/fr/site/forusers/download.htmlQGIS 3.14.

Table 2. Characteristics of the ground truth data used for LULC mapping.

Class	Label	2018 Samples	2019 Samples
1	*Bushes*	100	100
2	*Fallows and Uncultivated areas*	322	57
3	*Ponds*	59	59
4	*Banks and bare soils*	132	132
5	*Villages*	767	767
6	*Wet areas*	156	156
7	*Valley*	56	56
8	*Cereals*	816	1038
9	*Legumes*	676	527
Total		3084	2892

land cover records that were collected in 2018 and 2019. A total of 3084 samples (respectively, 2892 samples) distributed over nine classes (see Table 2) were used to produce the 2018 (respectively, 2019) LULC map. Both 2018 and 2019 LULC maps were classified with reasonable overall accuracy (resp., 90% and 79%) and cereal class F1-score (resp., 88% and 77%).

2.2. Methods

2.2.1. Modelling approaches

Linear regression (LR) This is our baseline. We performed a simple linear regression model with a unique predictor the maximum of NDVI value recorded during the growing cycle. The potential of this baseline has already been highlighted in different agricultural contexts (Azzari, Jain, and Lobell 2017; Jain et al. 2016; Lambert et al. 2018). Since a majority of cereal crop yields are determined by the photosynthetic activity for the period from flowering to harvest (Rembold et al. 2013), the NDVI value at the peak of the season is considered as a valuable predictor of the final yields.

Ridge regression (RR) (Hoerl and Kennard 1970) This is a multiple regression method that uses L^2 (euclidean) norm regularization as a penalty term. RR helps prevent multi-collinearity by shrinking the predictor coefficients and reduces the model complexity. A penalty parameter is used to control the strength of the regularization.

Random Forest (RF) (Breiman 2001) is an ensemble learning method that uses multiple decision trees to improve accuracy and prevent overfitting. The trees are grown independently on slightly different subsets of training data using a bootstrap technique (i.e. random sampling with replacement) and then aggregated in a bagging process by averaging predictions in case of a regression problem. RF is known to be robust to multi-collinearity in data due to its bootstrap aggregation procedure.

Multi-Layer Perceptron (MLP) (Rumelhart, Hinton, and Williams 1986) Sometimes also called Artificial neural networks or deep feedforward networks (Goodfellow, Bengio, and Courville 2016), the MLP is a type of feedforward neural network that consists of an input layer, some number of non-linear or hidden layers and an output layer, which are fully connected. It learns to approximate a function that best maps inputs to desired outputs. Learning is done using the backpropagation algorithm (Rumelhart, Hinton, and Williams 1986).

Long Short-Term Memory (LSTM) (Hochreiter and Schmidhuber 1996) This is an advanced variant of Recurrent Neural Network (RNN) that deals with the vanishing and exploding gradient issues of vanilla RNN. Unlike feedforward networks, RNNs are designed to process sequential data and thus are well suited for time series since the output at a time step is used to feed the model at the next time step of the sequential processing. LSTM explicitly accumulates information in a cell state and controls its flow by various gates.

Convolutional Neural Network (CNN) (LeCun et al. 1989) It is a family of feedforward neural networks that process data of a known grid such as images (2D grid) or time series with regular sampling (1D grid) as in our case. CNN, as his name implies, operates by convolution kernels (Dumoulin and Visin 2016). Convolutions are followed in CNN architectures by non-linear activation functions, pooling layers that aggregate or filter values using operators like average or maximum, and subsequently fully connected layers. CNN explicitly learns feature representations and captures patterns in data that are relevant for the particular task at hand.

Six approaches in total were then benchmarked for the task of millet yield modelling. The LR, RR, and RF models were implemented using the Python Scikit-learn library (Pedregosa et al. 2011). We optimized the RR and RF models by varying the penalty parameter for the former and the number of trees as well as the number of features and

Table 3. Hyperparameter settings of the different approaches considered for millet yield estimation. RR and RF hyperparameters were optimized by varying associated values while MLP, LSTM, and CNN hyperparameters were empirically fixed.

Method	Hyperparameters	Value or range
RR	Penalty term	{0.001,0.1,1}
RF	Number of trees	{50, 100, 200}
	Maximum depth	{10, 20, 50, None}
	Maximum features	{'sqrt', 'log2 , None}
MLP	Learning rate	1e-3
LSTM	Batch size	1
CNN	Number of Epochs	1000

the depth of the decision trees for the latter. The range of values associated with these hyperparameters is reported in Table 3. To implement the neural network models, we used the Python Tensorflow library. Given the small size of our dataset, we designed the MLP, LSTM, and CNN benchmarks with lightweight architectures. The MLP is thus set up with two hidden layers with 64 units, each followed by the Rectified Linear Unit (ReLU) non-linearity activation. Similarly, the LSTM model is set up with 64 hidden units. To design the CNN, we followed some general guidelines adopted in the literature where the number of filters grows along with the network. Our CNN architecture consists of six convolutional layers with a maximum of 64 filters followed by a Pooling layer. The rest of its architectural details is reported in Table 4. We employed the Huber loss as a cost function for the neural networks, and the Adam optimizer (Kingma and Ba 2014) was used to learn the parameters of the models. Since the learning of these parameters can be critical owing to the size of the dataset, we adopted the moving average technique to obtain the final model weights. The learning rate, batch size, and the number of epochs associated with the learning stage are reported in Table 3.

2.2.2. *Estimating, forecasting, and mapping the millet yields*

The estimating approach was based on the non-interpolated time series (17 acquisitions per source and per year) collected throughout the crop growing cycle. Millet yields were first estimated using each set of predictors (i.e. SAR, optical, and VI) separately. Then, we assessed the benefit to combine multi-source data to estimate millet yields. This leads to four combination scenarios in which input sources are concatenated: (i) SAR backscatter

Table 4. Details of the CNN architecture: Conv stands for Convolution operation, *nf* is the number of filters, *k* is the kernel size, *s* is the stride value, and *act* is the activation function. As for precedent neural network models, we used a maximum number of filters of 64.

Block 1	Conv(*nf*=16, *k*=5x1, *s*=1, *act*=ReLU)
Block 2	Conv(*nf*=16, *k*=3x1, *s*=1, *act*=ReLU)
Block 3	Conv(*nf*=32, *k*=3x1, *s*=2, *act*=ReLU)
Block 4	Conv(*nf*=32, *k*=3x1, *s*=1, *act*=ReLU)
Block 5	Conv(*nf*=64, *k*=1x1, *s*=1, *act*=ReLU)
Block 6	Conv(*nf*=64, *k*=1x1, *s*=1, *act*=ReLU)
Block 7	Global MaxPooling()

in dual-polarization and optical bands, (ii) SAR and VI, (iii) optical bands and VI, and (iv) all feature set, i.e. SAR, optical bands, and VI. Finally, the best scenario considering the model performances and the features used was further explored in the forecasting approach.

The forecasting approach was based on the interpolated time series with a 5 day interval and was carried out over a time period that spans from the start of the acquisitions in early June to late October at the end of the season. Various time windows of the interpolated time series were considered in order to figure out a suitable period before harvest where accurate and satisfactory yields forecast could be obtained. Millet yields were predicted from the emergence (early July) to the senescence stage considering time windows shortened by 15-day increments from the beginning. The 15-day interval was found as a reasonable period of time, allowing significant changes for vegetation.

Lastly, yield mapping was carried out on 2018 and 2019 millet patches, also considering the best models resulting from both approach experiments (i.e. estimation and forecasting).

2.2.3. Evaluation of modelling approaches

We assessed the performance of the models using a 3-fold cross-validation procedure randomly repeated 10 times. One-quarter of the training fold (about 11 out of 44 sample fields) was used to validate models, i.e. to select the best hyperparameters for RR and RF or to save the best weight configuration at the training epochs for neural networks. Predictions were made using the test fold (about 22 sample fields), and finally, model performances were averaged and reported considering the following metrics: the coefficient of determination (R^2), the Mean Absolute Error (MAE), and the Root Mean Squared Error (RMSE). The metric formulas are displayed below:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^{n} (y_j - \hat{y}_j)^2}{\sum_{j=1}^{n} (y_j - \bar{y})^2} \quad MAE = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} |y_j - \hat{y}_j| \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} (y_j - \hat{y}_j)^2}$$

where n is the total number of observations; y_j is the j^{th} observed sample value; $\hat{y}_j$ is the j^{th} predicted sample value, and $\bar{y}$ is the mean of observed values.

3. Results

3.1. Estimation of millet yields

3.1.1. Estimation with mono-source predictor variables

The average performances of the models are reported in Table 5. First, we note that the baseline approach (LR with maximum observed NDVI values) does not perform well with a low average R^2 score of 0.08. As concerns other approaches, they perform better than the baseline. Regardless of the predicting features, RF and MLP models achieved comparable scores (average R^2 of 0.48) and performed better than all other approaches, i.e. DL models (LSTM and CNN), which obtained similar scores (average R^2 of 0.42) and RR (average R^2 of 0.41). Considering input sources, we first note that SAR information is less effective than optical one (spectral bands or vegetation indices (VI)) for our millet yield modelling task, as can be observed especially for CNN (average R^2 of 0.06). In addition, the models behave differently with respect to optical bands and VI variables

Table 5. Average performances of the Linear Regression (LR), Ridge Regression (RR), Random Forest (RF), Multi-Layer Perceptron (MLP), Long Short-Term Memory (LSTM) and Convolutional Neural Network (CNN) models over the 10 repeated 3-fold cross validation procedure. The baseline (LR model) was performed using the maximum observed NDVI value over the growing cycle as unique predictor.

Max. NDVI	R^2	MAE	RMSE
LR	0.08 ± 0.13	473.27 ± 44.32	593.66 ± 63.31
SAR	R^2	MAE	RMSE
RR	0.24 ± 0.14	422.28 ± 34.94	539.98 ± 64.08
RF	**0.32** ± 0.15	400.39 ± 43.70	**509.53** ± 71.23
MLP	0.20 ± 0.26	409.49 ± 54.39	547.38 ± 100.18
LSTM	0.25 ± 0.19	**397.37** ± 46.47	533.81 ± 85.29
CNN	0.06 ± 0.23	451.25 ± 55.23	597.27 ± 86.67
Optical	R^2	MAE	RMSE
RR	0.41 ± 0.20	360.65 ± 55.26	471.03 ± 90.99
RF	0.44 ± 0.12	361.5 ± 37.14	460.83 ± 68.65
MLP	**0.48** ± 0.17	**335.5** ± 52.24	**445.0** ± 87.85
LSTM	0.33 ± 0.19	391.58 ± 51.42	500.68 ± 71.15
CNN	0.35 ± 0.17	377.28 ± 60.70	497.10 ± 84.35
VI	R^2	MAE	RMSE
RR	0.36 ± 0.17	381.29 ± 55.52	492.39 ± 86.52
RF	**0.48** ± 0.13	**346.06** ± 41.0	**446.32** ± 67.77
MLP	0.42 ± 0.14	348.41 ± 40.68	471.15 ± 73.12
LSTM	0.42 ± 0.12	358.60 ± 48.88	468.92 ± 68.97
CNN	0.42 ± 0.21	360.11 ± 67.56	468.91 ± 94.68

since RR and MLP achieved better results with optical bands while, conversely, RF, LSTM, and CNN performed better with VI. Overall, RF model trained on VI predictors and MLP model fed with optical data were the best scenarios to estimate millet yields from the mono-source data, obtaining similar results (e.g. an average RMSE of 446 kg/ha and 445 kg/ha, respectively). Figure 5 depicts the observed *versus* predicted millet yields (average over the cross validation procedure) scatter plots considering the modelling approaches. Following average behaviour, the CNN model that deals with VI time series exhibits better agreements than other approaches, although marginal box plot distributions reveal overestimation (resp. underestimation) of low (resp. high) observed yields from all approaches. To wrap up, common regression methods in crop yield modelling such as RF and MLP outperformed the considered DL approaches (i.e. LSTM and CNN) in our study area regarding the evaluation metrics for the millet yield estimation.

3.1.2. Estimation with combination scenarios of predictor variables

In Figure 6, we illustrate the average performances of the models considering four combination scenarios of the multi-source data: SAR and optical bands, SAR and VI, optical bands and VI and finally SAR, optical bands, and VI. For comparison purpose, we also reported the best performances obtained with mono-source data. Except RF and CNN models, we note lower or similar performances to those previously obtained by the models. Considering R^2 metric, RF improves from 0.48 to 0.51, while CNN improves from 0.42 to 0.46. Both models obtained their best scores with SAR and VI combination scenario which is also more effective than other scenarios in the case of LSTM. However, such combination scenario performs worst for RR and MLP models. Overall, the multi-

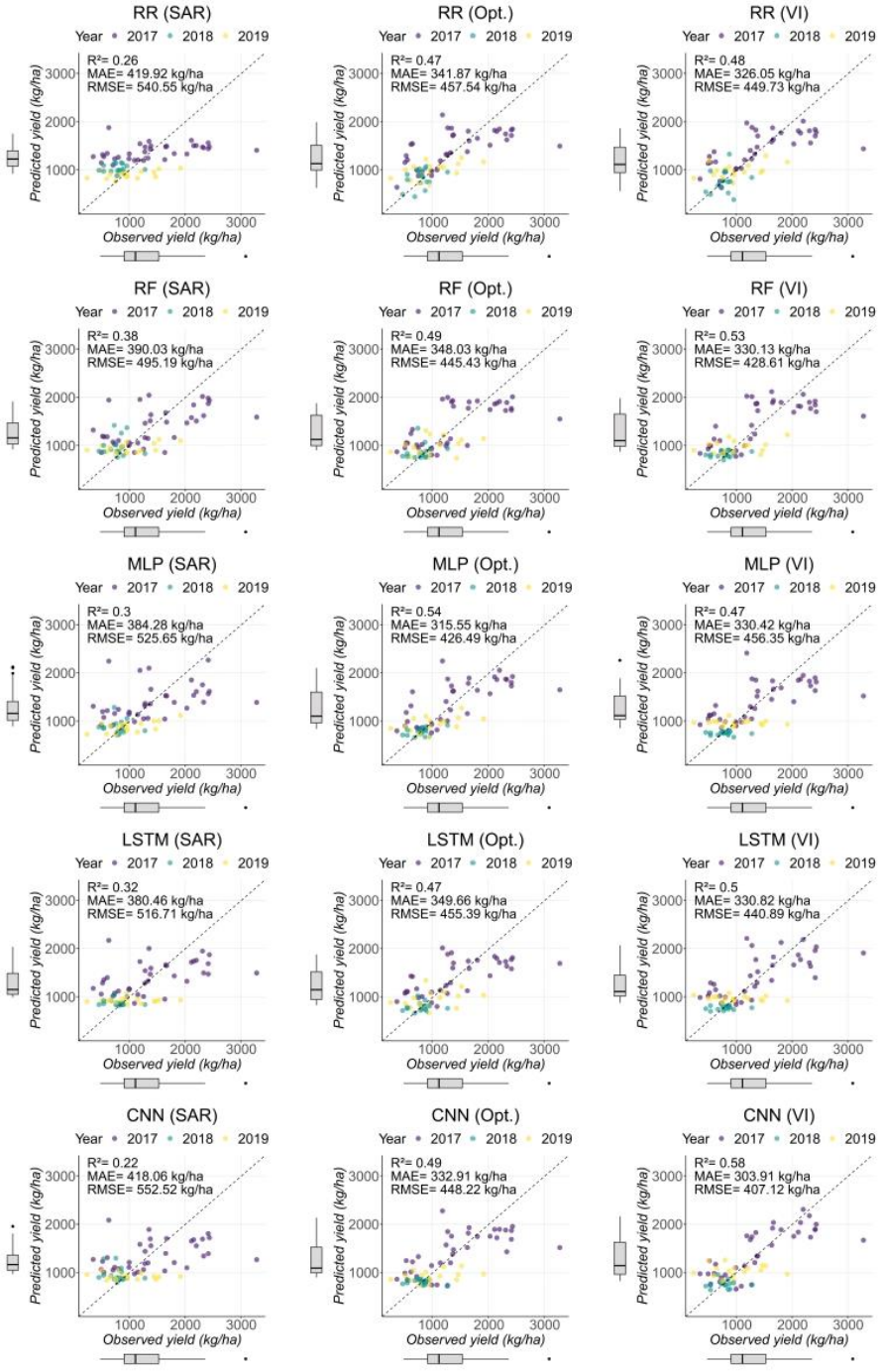


Figure 5. Scatter plots of the observed *versus* predicted millet yields averaged over the 10 repeated 3-fold cross validation procedure considering Ridge Regression (RR), Random Forest (RF), Multi-Layer Perceptron (MLP), Long Short-Term Memory (LSTM), and Convolutional Neural Network (CNN) models and the set of predictor variables (i.e. SAR, optical, and VI).

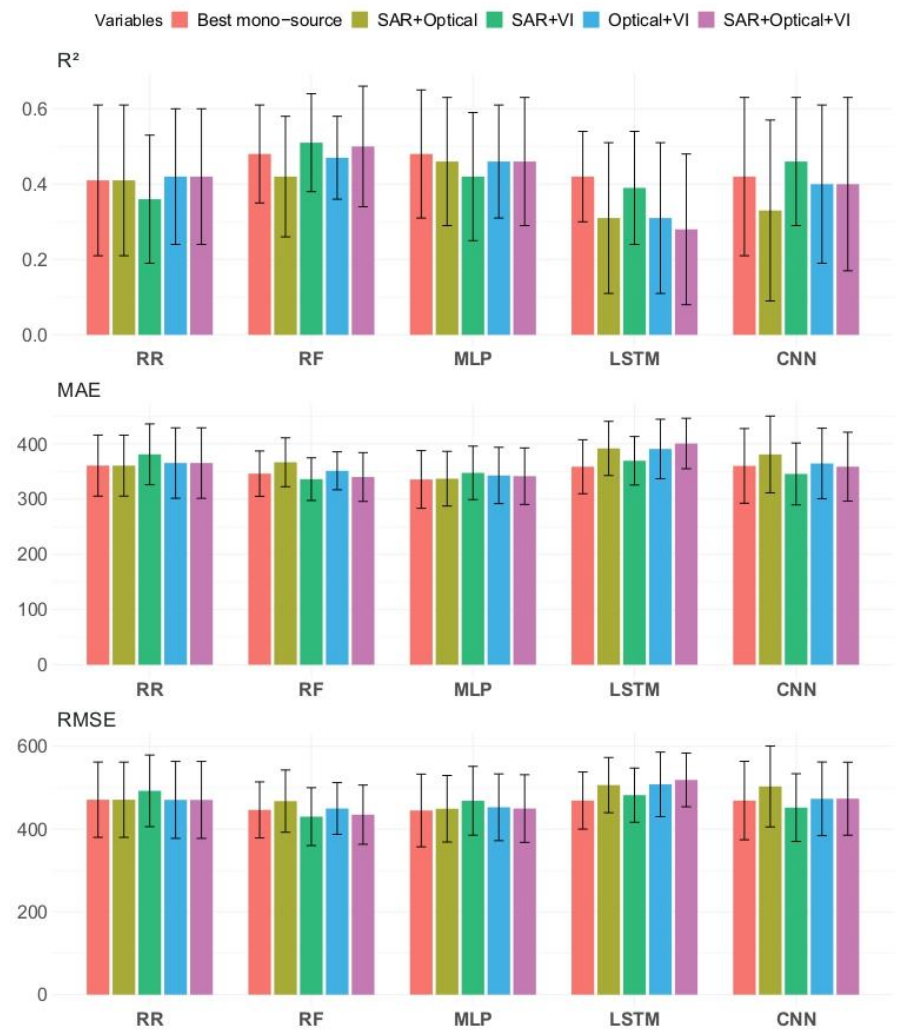


Figure 6. Average performances (standard deviation as error bar) of Ridge Regression (RR), Random Forest (RF), Multi-Layer Perceptron (MLP), Long Short-Term Memory (LSTM), and Convolutional Neural Network (CNN) models over the 10 repeated 3-fold cross validation procedure considering the four combination scenarios of predictor variables (i.e. SAR+Optical, SAR+VI, Optical+VI, SAR+Optical+VI). We referred to as 'Best mono-source' the best performances obtained from individual feature set (within optical and VI time series).

source (SAR and optical) combination did not systematically improve the millet yield estimation. Also, observed improvements seem to be tightly linked with the modelling approach.

3.2. Forecasting of millet yields

In order to deal with the millet yield forecasting, we employed the RF model with SAR and VI combination as input, since it gave the best performances regarding the estimation approach (see Figure 6). Figure 7 illustrates the yield forecast results from the emergence to senescence stage considering various time windows shortened by 15-day increments. We note that the forecast accuracy increases significantly, as considered time windows get close to the harvest period in late October. The RF model achieved acceptable results for a prediction period that ranges from mid-August to late October. Even the best results, considering the evaluation metrics, were obtained for the time period that spans from mid-July to mid-August ($R^2 = 0.44$), stable predictions are clearly achieved from mid-October ($R^2 = 0.43$), around 2 weeks before the end of the cropping season. In addition, the forecast accuracy is, overall, not highly sensitive to the length of time windows, since similar performances can be achieved for a specific prediction period. Note, however, that late time windows (within early September and late October) probably achieved lower results since predictions are mainly based on senescence stage information.

3.3. Mapping of millet yields

Lastly, Figure 8 illustrates the millet yield mapping for 2018 and 2019 millet patches, considering the RF model with SAR and VI predictors as input. In addition, we have computed the gap between yield forecasts and yield estimates with the aim to evaluate misestimations of the yield forecasting around 2 weeks before the end of the season, i.e. in mid October. This analysis was not carried out in 2017 due to budgetary limitations that prevented the production of land cover map for this specific year (see Millet patches section). First, we observe that yield maps (Figures 8(a,c)) exhibit notable spatial variability in both years, even for contiguous patches. Average yield estimates for millet patches were of 965 kg/ha with a coefficient of variation of 8% in 2018 (respectively 1080 kg/ha with a coefficient

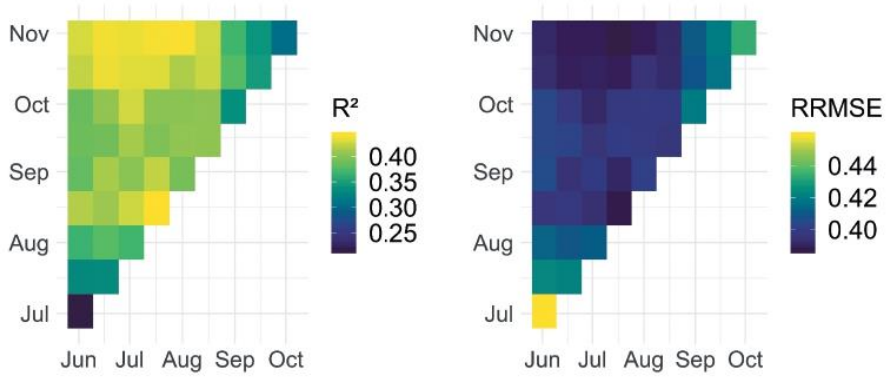
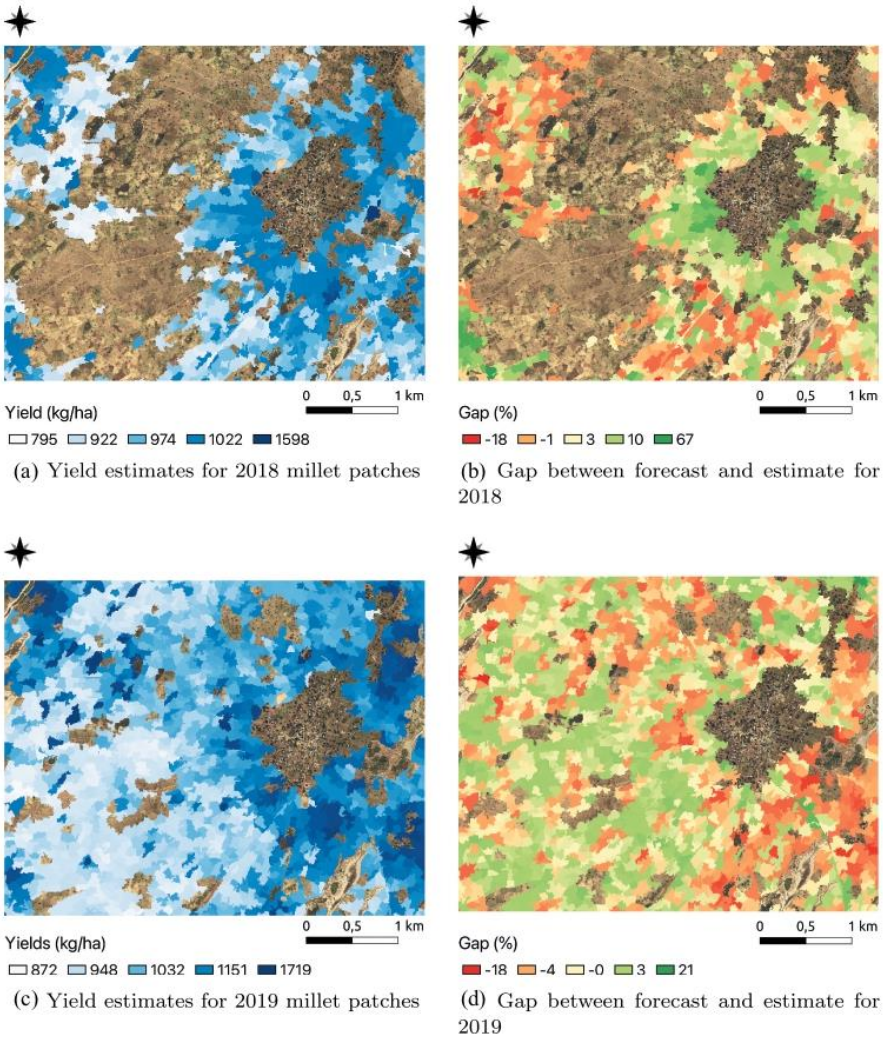


Figure 7. Average performances (considering R^2 and Relative RMSE metrics) of the Random Forest (RF) model with SAR and VI combination as input for forecasting millet yields from the emergence to senescence stage via time windows shortened by 15-day increments from the beginning. The *x* (resp. *y*) axis represents the beginning (resp. the end) of the time window.



(a) Yield estimates for 2018 millet patches

(b) Gap between forecast and estimate for 2018

(c) Yield estimates for 2019 millet patches

(d) Gap between forecast and estimate for 2019

Figure 8. Millet yield mapping and gap between forecasts and estimates for 2018 and 2019 agricultural seasons using the Random Forest (RF) model and SAR as well as VI combination as input. Yield forecasting was achieved at mid October. A quantile discretization was applied to the maps. Bing Maps images are displayed in background. The maps were created with https://www.qgis.org/fr/site/forusers/download.htmlQGIS 3.14.

of variation of 17% in 2019). Not surprisingly, comparatively high yields were obtained in the fertility ring, i.e. patches surrounding living areas (villages) while remote patches exhibit much more lower yields. An example is given by the former fallow areas (the entire western part of the 2018 map), grown in 2019, which exhibit low yields. As regards the gaps between forecasts and yield estimates (Figures 8(b, d)), the RF model clearly overestimates final yields in 2018, especially in the fertility ring, while, in 2019, final yields are overall underestimated for this particular area.

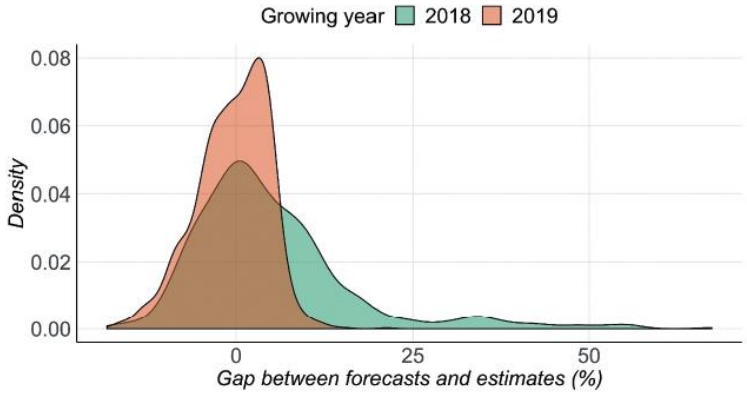


Figure 9. Distribution of gaps between yield forecasts and yield estimates for 2018 and 2019 millet patches. Most of the prediction errors are low.

Average gaps were about 5% in 2018 and –0.5% in 2019. Accordingly, there is no clear tendency from one year to the next with respect to the gaps exhibited by a same area. However, most of the prediction errors for the millet patches remain low, indicating satisfactory forecasting capabilities, as evidenced by their distributions in Figure 9.

4. Discussion

In this work, we proposed to perform as baseline approach for the millet yield estimation, a simple LR model using the highest NDVI value observed over the growing cycle as unique predictor. The baseline failed to explain the millet yield variability in the study site (R^2=0.08). The potential of this approach has already been highlighted in various studies (Azzari, Jain, and Lobell 2017; Jain et al. 2016; Lambert et al. 2018). However, in this work, the peak activity period (around early/mid-September) is poorly covered by optical images due to the ubiquitous cloudiness. Therefore, the maximum NDVI value observed over the growing season is probably underestimated and such a factor could have seriously impacted the quality of the linear regression.

Among other approaches, DL models i.e. LSTM and CNN have performed lower than common regression methods in crop yield modelling, namely RF and MLP. Considering recent trends in literature (Wolanin et al. 2020; You et al. 2017), these results are unexpected but we should note that our study context is quite challenging for DL approaches. Such methods have mainly exhibited their effectiveness, with respect to common machine learning techniques, in scenarios where they learn from large scale data. Therefore, we consider that the small size dataset we dispose in this study (66 samples fields) is not sufficient to allow DL models to learn useful and generalizable representations associated to the task of yield modelling. This is probably the reason why the best performances of the DL models (CNN and LSTM) were achieved with the VI as input (R^2=0.42) instead of the raw data (SAR backscatter or optical bands). The VI input can be seen as handcrafted features since they are derived from a combination of

raw data. Nonetheless, it is noteworthy that the CNN, in particular, has exhibited potential even in this challenging scenario. Average performances are overall not so far from RF and MLP (R^2=0.48) and Figure 5 has especially highlighted better agreements in favour of CNN, as regards the scatter plots of the observed *versus* predicted yields.

Another key aspect investigated in this work was linked to the assessment of millet yield using multi-source remote sensing data i.e. SAR and optical. We first employed each source separately and achieved better results considering optical/VI instead of SAR predictors. Despite the successful use of SAR data in various crop monitoring studies (Fieuzal and Baup 2017), such result is not surprising, since biophysical processes information supplied by optical data are probably more meaningful here than the SAR backscatter, which mainly contains information on the structure (leaves and canopy), moisture content of the vegetation and the underlying soil. Subsequently, we combined the multi-source data by investigating four possible scenarios. Among tested configurations, only SAR and VI combination overall improves our results but, as observed, such improvements were tightly linked to the modelling approach. Since SAR and optical signals are known to be complementary (Ienco et al. 2019; Jin et al. 2019), it is surprising that only RF and CNN were able to effectively exploit them to improve the millet yield modelling, while other models (RR, MLP, and LSTM) were not. However, such result with MLP exists in the literature. Fieuzal, Marais-Sicre, and Baup (2017) used microwave data (TerraSAR-X and Radarsat-2) and optical data (Formosat-2 and Spot-4/5) to model corn yield on about 30 sample fields in southwestern France. Among various configurations including interactions between the multi-source data (SAR backscatter in various polarizations and optical wavelengths), the best estimation was obtained in the red wavelength while no gain in performances was achieved by combining the multi-source information. Following similar setting, Fieuzal and Baup (2017) forecasts wheat yield from SAR and optical data and, as in this case, the best in-season yield forecast was not achieved using a multi-source (i.e. radar and optical) combination. It is conceivable that in the challenging context of limited samples which defines most of crop yield monitoring studies, particularly in smallholder farming systems, not all modelling approaches are suitable to leverage multi-source dependencies like in crop type/land cover mapping scenarios (Denize et al. 2019; Gbodjo et al. 2020) where more data is available.

In this work, we have also conducted the forecasting of millet yields throughout the cropping season in order to figure out a suitable period before harvest where satisfactory forecasts of millet yields could be obtained on the study area. Given the explanatory power of the RF model, stable and satisfying forecasts were obtained in mid-October i.e. 2 weeks before the end of season. Early estimates in the growing season can considerably improve the efficiency of political responses to food shortage issues and it is noteworthy that in Senegal, official crop yield statistics are available few months after the harvest period, typically at the end of November. These statistics are obtained traditionally from field campaigns using stratified sample strategies which are time consuming and costly (Jacques and Defourny 2019). As observed here, remote sensing-based regression modelling methods remain useful tools that can help speed up the collection of crop production information in the study area and then improve the response time to emergency situations. However, rather than replace traditional ground-based collection efforts, we

argue that these approaches should complement them. Successively, we conducted the millet yield mapping over the study area, at field scale, using 2018 and 2019 millet patches. Besides the pure crop acreage and crop yield estimate applications, mapping crop yields in SSA smallholder farms can further help analyse spatial heterogeneity and give insights on appropriate strategies aiming to guide agronomic practices and minimize such disparities. For instance, Jin et al. (2019) and Leroux et al. (2020) investigated for maize and millet crops, respectively, the drivers of yield spatial variability among management practices and biophysical factors like soil nutrients. Here, the high yield values obtained for millet patches close to living areas with respect to remote patches, suggest that livestock manure intakes are a determinant of the spatial heterogeneity in the study area, since they are mainly spread out around households. In addition, we analysed the gap between forecasts and estimates for 2018 and 2019 millet patches. Forecasts were mainly overestimated in 2018 and underestimated in 2019. Overall, we did not found any clear spatial tendency between the years regarding the gaps exhibited for a particular area. Several factors linked to the inter-annual variability existing in SSA smallholder agriculture may be worth considering to explain these dissimilarities. For instance, environmental effects (e.g. onset of the rainy season) or agricultural practices (e.g. crop rotation, inter-cropping, amount of organic or chemical input applied) are all elements which cause heterogeneity of cropping seasons between years. Therefore, it can be problematic to obtain similar trends between years by considering the same time windows for predictor variables in the forecasting approach. Lastly, we would like to remind that the whole analysis which results from the millet yield mapping is intrinsically linked to the quality of input land cover mapping, thus classification confusion errors can introduce possible biases in the subsequent reasoning.

We also emphasize that our study was conducted on a small scale area of around 17 km^2, owing mainly to the paucity of observed data and we highlight that the availability of ground truth data, especially for staple crops like millet, is the major factor that still prevents the scalability of numerous smallholder crop yield monitoring research studies in SSA countries.

5. Conclusion

A sustainable growth in SSA countries can be achieved through proper policies and investments aiming at improving smallholder agriculture productivity. In order to inform and assist decision-makers, timely and accurate monitoring of smallholder farming systems is critical. While remote sensing remains a major asset for crop yield monitoring at a fine scale, few studies have leveraged multi-source (SAR and optical) satellite images in the context of small-scale agriculture in SSA. In addition, promising modelling approaches such as DL techniques have only received little attention for crop yield monitoring in SSA countries. This study tackles the estimation and forecasting of pearl millet yields using multi-source (SAR and optical) remote sensing data and regression modelling approaches in the Senegalese groundnut basin. A large panel of modelling approaches was employed, ranging from the usual regression models in crop yield modelling to DL techniques designed to deal with multivariate time series. Among the tested approaches, an RF model explains up to 50% of the millet yield variability in the study area, while CNN shows promise results but performs lower. The combination of multi-source data, particularly SAR polarizations and

vegetation indices, improved the crop yield modelling task, but such improvement was tightly linked to the modelling approach, namely RF and CNN. Using the RF model, we forecast the millet yields and reached stable and satisfactory accuracy 2 weeks before the end of the season. Our results reinforce the use of RF, a well known and established approach to assess crop yields, notably in the context of small scale agriculture and, last but not least, show the potential of DL approaches, especially CNN, which could become a standard also for crop yield monitoring in SSA countries with strategies like self or semi-supervised learning (Jing and Tian 2020; Yang et al. 2021) instead of end-to-end supervised learning that requires more ground reference data. As an alternative to collecting more reference data in order to enhance the capabilities of DL or empirical modelling approaches in general, one strategy can be to focus on determining further relevant explanatory variables. One way could be to densify the optical time series using acquisitions from multi-platforms (e.g. Sentinel-2, PlanetScope, or Véns). This approach is expected to fill common gaps at critical phenological stages of the cropping season that influence final yields. Another direction could be complementing pure remote sensing-based predictors with a set of bioclimatic/soil-related variables as well as yield correlated outputs generated from crop simulation models, which have been found to improve empirical methods (Azzari, Jain, and Lobell 2017; Leroux et al. 2019). Finally, another possible future work can be devoted to investigate the synergistic use of UAVs and satellite data as a potential way to improve crop yield prediction in SSA smallholder agriculture.

Acknowledgements

The authors are very thankful to PhD students (Sophie Djiba, Adama Tounkara, and Medoune Mbengue) for sharing their agronomic data for the 2017 cropping season.

Disclosure statement

No potential conflict of interest was reported by the author(s).

Funding

This work was supported by the French National Research Agency under the Investments for the Future Program, referred as ANR-16-CONV-0004 (DigitAg), the LYSA project (DAR-TOSCA 4800001089) funded by the French Space Agency (CNES), the SERENA project funded by the Cirad-INRA metaprogramme GloFoodS, the SIMCo project (agreement number 201403286-10) funded by the Feed The Future Sustainable Innovation Lab (SIIL) through the USAID AID-OOA-L-14-00006 and the CGIAR Research Program on Grain Legumes and Dryland Cereals (GLDC);Agence Nationale de la Recherche;

ORCID

Yawogan Jean Eudes Gbodjo http://orcid.org/0000-0002-6923-0248
Dino Ienco http://orcid.org/0000-0002-8736-3132
Louise Leroux http://orcid.org/0000-0002-7631-2399

References

Azzari, G., M. Jain, and D. B. Lobell. 2017. "Towards Fine Resolution Global Maps of Crop Yields: Testing Multiple Methods and Satellites in Three Countries." *Remote Sensing of Environment* 202: 129–141. In press. doi:10.1016/j.rse.2017.04.014.

Becker-Reshef, I., B. Barker, M. Humber, E. Puricelli, A. Sanchez, R. Sahajpal, K. McGaughey, et al. 2019. "The GEOGLAM Crop Monitor for AMIS: Assessing Crop Conditions in the Context of Global Markets." *Global Food Security* 23: 173–181. doi:10.1016/j.gfs.2019.04.010.

Breiman, L. 2001. "Random Forests." *Machine Learning* 45 (1): 5–32. doi:10.1023/A:1010933404324.

Burke, M., and D. B. Lobell. 2017. "Satellite-based Assessment of Yield Variation and Its Determinants in Smallholder African Systems." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 114 (9): 2189–2194.

Cai Gao, B. 1996. "NDWI—A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water from Space." *Remote Sensing of Environment* 58 (3): 257–266. doi:10.1016/S0034-4257(96)00067-3.

Davis, B., S. Di Giussepe, and A. Zezza. 2017. "Are African Households (Not) Leaving Agriculture? Patterns of Households' Income Sources in Rural Sub-Saharan Africa." *Food Policy* 67: 153–174. doi:10.1016/j.foodpol.2016.09.018.

Denize, J., L. Hubert-Moy, J. Betbeder, S. Corgne, J. Baudry, and E. Pottier. 2019. "Evaluation of Using Sentinel-1 and −2 Time-Series to Identify Winter Land Use in Agricultural Landscapes." *Remote Sensing* 11 (1): 37. doi:10.3390/rs11010037.

Dumoulin, V., and F. Visin. 2016. "A Guide to Convolution Arithmetic for Deep Learning."

Félix, G. F., I. Diedhiou, M. Le Garff, C. Timmermann, C. Clermont-Dauphin, L. Cournac, J. C. J. Groot, and P. Tittonell. 2018. "Use and Management of Biodiversity by Smallholder Farmers in Semi-arid West Africa." *Global Food Security* 18: 76-85.

Fieuzal, R., and F. Baup. 2017. "Forecast of Wheat Yield Throughout the Agricultural Season Using Optical and Radar Satellite Images." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 59: 147–156. doi:10.1016/j.jag.2017.03.011.

Fieuzal, R., C. Marais-Sicre, and F. Baup. 2017. "Estimation of Corn Yield Using Multi-temporal Optical and Radar Satellite Data and Artificial Neural Networks." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 57: 14–23. doi:10.1016/j.jag.2016.12.011.

Foley, J. A., N. Ramankutty, K. A. Brauman, E. S. Cassidy, J. S. Gerber, M. Johnston, N. D. Mueller, et al. 2011. "Solutions for a Cultivated Planet." *Nature* 478 (7369): 337–342. doi:10.1038/nature10452.

Fritz, S., L. See, I. A. N. Mccallum, L. You, A. Bun, E. Moltchanova, M. Duerauer, et al. 2015. "Mapping Global Cropland and Field Size." *Global Change Biology* 21 (5): 1980–1992. doi:10.1111/gcb.12838.

Gbodjo, Y., J. Eudes, D. Ienco, L. Leroux, R. Interdonato, R. Gaetano, and B. Ndao. 2020. "Object-Based Multi-Temporal and Multi-Source Land Cover Mapping Leveraging Hierarchical Class Relationships." *Remote Sensing* 12 (17): 2814. doi:10.3390/rs12172814.

Gitelson, A. A., Y. Gritz, and M. N. Merzlyak. 2003. "Relationships between Leaf Chlorophyll Content and Spectral Reflectance and Algorithms for Non-destructive Chlorophyll Assessment in Higher Plant Leaves." *Journal of Plant Physiology* 160 (3): 271–282. doi:10.1078/0176-1617-00887.

Godfray, H. C. J., J. R. Beddington, I. R. Crute, L. Haddad, D. Lawrence, J. F. Muir, J. Pretty, S. Robinson, S. M. Thomas, and C. Toulmin. 2010. "Food Security: The Challenge of Feeding 9 Billion People." *Science* 327 (5967): 812–818. doi:10.1126/science.1185383.

Goodfellow, I., Y. Bengio, and A. Courville. 2016. *Deep Learning*. MIT Press. https://www.deeplearningbook.org/

Herrero, M., P. K. Thornton, B. Power, J. R. Bogard, R. Remans, S. Fritz, J. S. Gerber, et al. 2017. "Farming and the Geography of Nutrient Production for Human Use: A Transdisciplinary Analysis." *The Lancet Planetary Health* 1 (1): e33–e42. doi:10.1016/S2542-5196(17)30007-4.

Hochreiter, S., and J. Schmidhuber. 1996. "LSTM Can Solve Hard Long Time Lag Problems." In *Advances in Neural Information Processing Systems 9*, NIPS, Denver,CO, USA, December 2-5, 1996, edited by Michael Mozer, Michael I. Jordan, andThomas Petsche, 473–479. MIT Press.

Hoerl, A. E., and R. W. Kennard. 1970. "Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems." *Technometrics* 12 (1): 55–67. doi:10.1080/00401706.1970.10488634.

Ienco, D., R. Interdonato, R. Gaetano, and D. H. T. Minh. 2019. "Combining Sentinel-1 and Sentinel-2 Satellite Image Time Series for Land Cover Mapping via a Multi-source Deep Learning Architecture." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 158: 11–22. doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.09.016.

Inglada, J., A. Vincent, M. Arias, B. Tardy, D. Morin, and I. Rodes. 2017. "Operational High Resolution Land Cover Map Production at the Country Scale Using Satellite Image Time Series." *Remote Sensing* 9 (1): 95. doi:10.3390/rs9010095.

Jacques, D. C., and P. Defourny. 2019. "Accuracy Requirements for Early Estimation of Crop Production in Senegal."

Jain, M., A. Srivastava, R. Joon, A. McDonald, K. Royal, M. Lisaius, and D. Lobell. 2016. "Mapping Smallholder Wheat Yields and Sowing Dates Using Micro-Satellite Data." *Remote Sensing* 8 (10): 860. doi:10.3390/rs8100860.

Jiang, Z., A. R. Huete, K. Didan, and T. Miura. 2008. "Development of a Two-band Enhanced Vegetation Index without a Blue Band." *Remote Sensing of Environment* 112 (10): 3833–3845. doi:10.1016/j.rse.2008.06.006.

Jin, Z., G. Azzari, M. Burke, S. Aston, and D. B. Lobell. 2017. "Mapping Smallholder Yield Heterogeneity at Multiple Scales in Eastern Africa." *Remote Sensing* 9 (9): 931. doi:10.3390/rs9090931.

Jin, Z., G. Azzari, C. You, S. Di Tommaso, S. Aston, M. Burke, and D. B. Lobell. 2019. "Smallholder Maize Area and Yield Mapping at National Scales with Google Earth Engine." *Remote Sensing of Environment* 228: 115–128. doi:10.1016/j.rse.2019.04.016.

Jing, L., and Y. Tian. 2020. "Self-supervised Visual Feature Learning with Deep Neural Networks: A Survey." *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 43 (11): 4037-4058.

Kamir, E., F. Waldner, and Z. Hochman. 2020. "Estimating Wheat Yields in Australia Using Climate Records, Satellite Image Time Series and Machine Learning Methods." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 160: 124–135. doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.11.008.

Kaneko, A., T. Kennedy, L. Mei, C. Sintek, M. Burke, S. Ermon, and D. Lobell. 2017. "Deep Learning for Crop Yield Prediction in Africa." *International Conference on Machine Learning AI for Social Good Workshop*,Long Beach Convention Center, Long Beach, California, *2019* 1–5.

Khaki, S., L. Wang, and S. V. Archontoulis. 2020. "A CNN-RNN Framework for Crop Yield Prediction." *Frontiers in Plant Science* 10 (January): 1–14. doi:10.3389/fpls.2019.01750.

Kim, N., H. Kyung-Ja, N.-W. Park, J. Cho, S. Hong, and Y.-W. Lee. 2019. "A Comparison between Major Artificial Intelligence Models for Crop Yield Prediction: Case Study of the Midwestern United States, 2006–2015." *ISPRS International Journal of Geo-Information* 8 (5): 240. doi:10.3390/ijgi8050240.

Kingma, D. P., and J. Ba. 2014. "Adam: A Method for Stochastic Optimization." *3rd International Conference on Learning Representations*, ICLR 2015, San Diego, CA, USA, May 7-9, 2015, Conference Track Proceedings. *CoRR*. abs/1412.6980.

Kogan, F., N. Kussul, T. Adamenko, S. Skakun, O. Kravchenko, O. Kryvobok, A. Shelestov, A. Kolotii, O. Kussul, and A. Lavrenyuk. 2013. "Winter Wheat Yield Forecasting in Ukraine Based on Earth Observation, Meteorological Data and Biophysical Models." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 23: 192–203. doi:10.1016/j.jag.2013.01.002.

Lambert, M.-J., P. S. Traoré, X. Blaes, P. Baret, and P. Defourny. 2018. "Estimating Smallholder Crops Production at Village Level from Sentinel-2 Time Series in Mali's Cotton Belt." *Remote Sensing of Environment* 216: 647-657.

LeCun, Y., B. E. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. E. Hubbard, and L. D. Jackel. 1989. "Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition." *Neural Computation* 1 (4): 541–551. doi:10.1162/neco.1989.1.4.541.

Leroux, L., G. N. Falconnier, A. A. Diouf, B. Ndao, J. E. Gbodjo, L. Tall, A. A. Balde, et al. 2020. "Using Remote Sensing to Assess the Effect of Trees on Millet Yield in Complex Parklands of Central Senegal." *Agricultural Systems* 184: 102918. doi:10.1016/j.agsy.2020.102918.

Leroux, L., A. Jolivot, A. Bégué, D. Lo Seen, and B. Zoungrana. 2014. "How Reliable Is the MODIS Land Cover Product for Crop Mapping Sub-Saharan Agricultural Landscapes?" *Remote Sensing* 6 (9): 8541–8564. doi:10.3390/rs6098541.

Leroux, L., M. Castets, C. Baron, M.-J. Escorihuela, A. Bégué, and D. L. Seen. 2019. "Maize Yield Estimation in West Africa from Crop Process-induced Combinations of Multi-domain Remote Sensing Indices." *European Journal of Agronomy* 108: 11–26. doi:10.1016/j.eja.2019.04.007.

Li, Z., and J. Chen. 2015. "Superpixel Segmentation Using Linear Spectral Clustering." In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE Computer Society, Boston, MA, USA., 1356–1363.

Lobell, D. B. 2013. "The Use of Satellite Data for Crop Yield Gap Analysis." *Field Crops Research* 143: 56–64. doi:10.1016/j.fcr.2012.08.008.

Lobell, D. B., S. Di Tommaso, C. You, I. Y. Djima, M. Burke, and T. Kilic. 2019. "Sight for Sorghums: Comparisons of Satellite- and Ground-Based Sorghum Yield Estimates in Mali." *Remote Sensing* 12 (1): 100. doi:10.3390/rs12010100.

Marteau, R., B. Sultan, V. Moron, A. Alhassane, C. Baron, and S. B. Traoré. 2011. "The Onset of the Rainy Season and Farmers' Sowing Strategy for Pearl Millet Cultivation in Southwest Niger." *Agricultural and Forest Meteorology* 151 (10): 1356–1369. doi:10.1016/j.agrformet.2011.05.018.

Mueller, M. D., J. S. Gerber, M. Johnston, D. K. Ray, N. Ramankutty, and J. A. Foley. 2012. "Closing Yield Gaps through Nutrient and Water Management." *Nature, UK* 490 (7419): 254–257. doi:10.1038/nature11420.

Parkes, B., D. Defrance, B. Sultan, P. Ciais, and X. Wang. 2018. "Projected Changes in Crop Yield Mean and Variability over West Africa in a World 1.5 K Warmer than the Pre-industrial Era." *Earth System Dynamics* 95194 (1): 119–134. doi:10.5194/esd-9-119-2018.

Pedregosa, F., G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, et al. 2011. "Scikit-learn: Machine Learning in Python." *Journal of Machine Learning Research* 12: 2825–2830.

Qi, J., A. Chehbouni, A. R. Huete, Y. H. Kerr, and S. Sorooshian. 1994. "A Modified Soil Adjusted Vegetation Index." *Remote Sensing of Environment* 48 (2): 119–126. doi:10.1016/0034-4257(94)90134-1.

Quegan, S., and J. J. Yu. 2001. "Filtering of Multichannel SAR Images." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39 (11): 2373–2379. doi:10.1109/36.964973.

Rembold, F., C. Atzberger, I. Savin, and O. Rojas. 2013. "Using Low Resolution Satellite Imagery for Yield Prediction and Yield Anomaly Detection." *Remote Sensing* 5 (11): 1704–1733. doi:10.3390/rs5041704.

Rouse, J. W., R. H. Hass, J. A. Schell, and D. W. Deering. 1973. "Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS." *Third Earth Resources Technology Satellite (ERTS) symposium* 1: 309–317. Washington, D.C.

Rumelhart, D. E., G. E. Hinton, and R. J. Williams. 1986. "Learning Representations by Back-propagating Errors." *Nature* 323 (6088): 533–536. doi:10.1038/323533a0.

Sakamoto, T., A. A. Gitelson, and T. J. Arkebauer. 2013. "MODIS-based Corn Grain Yield Estimation Model Incorporating Crop Phenology Information." *Remote Sensing of Environment* 131: 215–231. doi:10.1016/j.rse.2012.12.017.

Samberg, L. H., J. S. Gerber, N. Ramankutty, M. Herrero, and P. C. West. 2016. "Subnational Distribution of Average Farm Size and Smallholder Contributions to Global Food Production." *Environmental Research Letters* 11 (12): 124010. doi:10.1088/1748-9326/11/12/124010.

Sileshi, G. W. 2016. "The Magnitude and Spatial Extent of Influence of Faidherbia Albida Trees on Soil Properties and Primary Productivity in Drylands." *Journal of Arid Environments* 132: 1-14.

Tucker, C. J. 1979. "Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation." *Remote Sensing of Environment* 8 (2): 127–150. doi:10.1016/0034-4257(79)90013-0.

Veloso, A., S. Mermoz, A. Bouvet, T. Le Toan, M. Planells, J. F. Dejoux, and E. Ceschia. 2017. "Understanding the Temporal Behavior of Crops Using Sentinel-1 and Sentinel-2-like Data for Agricultural Applications." *Remote Sensing of Environment* 199: 415–426. doi:10.1016/j.rse.2017.07.015.

Waha, K., M. T. van Wijk, S. Fritz, L. See, P. K. Thornton, J. Wichern, and M. Herrero. 2018. "Agricultural Diversification as an Important Strategy for Achieving Food Security in Africa." *Global Change Biology* 24 (8): 3390–3400. doi:10.1111/gcb.14158.

Whitcraft, A. K., I. Becker-Reshef, and C. O. Justice. 2015. "A Framework for Defining Spatially Explicit Earth Observation Requirements for A Global Agricultural Monitoring Initiative (GEOGLAM)." *Remote Sensing* 7 (2): 1461–1481. doi:10.3390/rs70201461.

Wolanin, A., G. Mateo-Garciá, G. Camps-Valls, L. Gómez-Chova, M. Meroni, G. Duveiller, Y. Liangzhi, and L. Guanter. 2020. "Estimating and Understanding Crop Yields with Explainable Deep Learning in the Indian Wheat Belt." *Environmental Research Letters* 15 (2): 024019. doi:10.1088/1748-9326/ab68ac.

Yang, X., Z. Song, I. King, and Z. Xu. 2021. "A Survey on Deep Semi-supervised Learning." *CoRR*. abs/2103.00550.

You, J., L. Xiaocheng, M. Low, D. Lobell, and S. Ermon. 2017. "Deep Gaussian Process for Crop Yield Prediction Based on Remote Sensing Data." *31st AAAI Conference on Artificial Intelligence*,San Francisco, California, USA.1-7.

Appendix A Summary of variables used for millet yield prediction

Type of variables	List of variables
SAR (Sentinel-1)	Backscatter coefficient in C band with co and cross polarization VV and VH
Optical bands (Sentinel-2)	B2,B3,B4,B8,B5,B6,B7,B8A,B11,B12
Optical vegetation indices (Sentinel-2)	NDVI, NDWI, MSAVI, EVI, GDVI, CIgreen et CIrededge

Landscape heterogeneity analysis using geospatial techniques and a priori knowledge in Sahelian agroforestry systems of Senegal

Ndao, B., Leroux, L., Gaetano, R., Diouf, A.A., Soti, V., Mbow, C., Bégué, A., Sambou, B., 2021. Landscape heterogeneity analysis using geospatial techniques and a priori knowledge in Sahelian agroforestry systems of Senegal. Ecological Indicators 125, 107481. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107481

Ecological Indicators 125 (2021) 107481

Contents lists available at ScienceDirect

Ecological Indicators

journal homepage: www.elsevier.com/locate/ecolind

Landscape heterogeneity analysis using geospatial techniques and a priori knowledge in Sahelian agroforestry systems of Senegal

Babacar Ndao [a,h,*], Louise Leroux [a,b,c], Raffaele Gaetano [d,e], Abdoul Aziz Diouf [a], Valérie Soti [c,f], Agnès Bégué [d,e], Cheikh Mbow [g], Bienvenu Sambou [h]

[a] Centre de Suivi Ecologique, Dakar, Senegal
[b] CIRAD, UPR AIDA, Dakar, Senegal
[c] AIDA, Univ Montpellier, CIRAD, Montpellier, France
[d] CIRAD, UMR TETIS, F-34398 Montpellier, France
[e] TETIS, Univ Montpellier, AgroParisTech, CIRAD, CNRS, INRAE, Montpellier, France
[f] CIRAD, UPR AIDA, F-34398 Montpellier, France
[g] Future Africa, University of Pretoria, Pretoria, South Africa
[h] Institute of Environmental Sciences, Faculty of Sciences and Technics, Cheikh Anta Diop University of Dakar, Dakar, Senegal

ARTICLE INFO

Keywords:
Sampling strategy
Parklands
Landscape heterogeneity
Remote sensing
Stratification
Landscape metrics
Diversity indices

ABSTRACT

Agroforestry plays a pivotal role for Sahelian communities by allowing simultaneous improvement of food security and conservation of natural ecosystems and their biodiversity. However, agroforestry systems (AFSs) are particularly heterogeneous in sub-Saharan Africa due to small to very small fields, a large variety of agricultural practices and a diversity of parkland compositions and configurations. This makes spatial sampling processes very important but problematic in terms of representativeness of the landscape heterogeneity to allow an effective study of Sahelian AFSs. In this paper, we proposed, tested and assessed a methodological approach for landscape sampling, mapping and characterization while considering the different types of spatial heterogeneity in complex landscapes, such as Sahelian AFSs. Several complementary methods were combined on the basis of *a priori* knowledge of agroforestry landscape functioning using multisource data, remote sensing methods, and statistical and spatial analyses applied to landscape ecology. First, the landscape heterogeneity was stratified and used to design two weighted, stratified sampling plans for field surveys of tree species and land use/land cover types. Then, with multisource satellite images together with collected field data, the agroforestry systems were mapped, with a satisfactory accuracy of 85.12% and a Kappa index of 0.81. Finally, we used landscape metrics and diversity indices derived from AFS mapping and the tree species inventory to analyze the diversity of the studied AFS located in the Senegalese Peanut Basin. The results of the analysis evidenced the compositional, configurational and functional heterogeneity found in the study area. This allowed us to demonstrate the ability of the sampling strategy proposed in this paper to capture the various types of heterogeneity in agricultural landscapes. We also showed by implementing the method that it can be used for (i) tree biodiversity analysis, (ii) mapping and (iii) characterization of a complex AFS in sub-Saharan Africa.

1. Introduction

Feeding the world's continuously growing population and meeting the accelerated land expansion needs are leading to both the loss of agricultural land through urbanization (e.g., D'Amour et al., 2017) and biodiversity loss through agricultural expansion into natural habitats (e.g., Kehoe et al., 2017). In this context, many scientists and experts on agriculture and food security suggest that diversification and sustainable intensification of agricultural production are necessary to achieve the global goal of feeding a growing population (e.g. Mbow et al., 2014; Ickowitz et al., 2019) while conserving natural ecosystems and their biodiversity (e.g., Phalan et al., 2011; Andres and Bhullar, 2016) as pledged by the Sustainable Development Goals (SDG#2 and SDG#15).

To meet this challenge, agroforestry systems (AFSs) are highly recommended, particularly in sub-Saharan Africa, where smallholder farmers are the dominant form of agriculture (e.g., Agroforestry

* Corresponding author at: Centre de Suivi Ecologique and Cheikh Anta Diop University of Dakar, Senegal.
E-mail address: babacar.ndao@cse.sn (B. Ndao).

https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107481
Received 19 May 2020; Received in revised form 12 January 2021; Accepted 30 January 2021
1470-160X/© 2021 The Authors. Published by Elsevier Ltd. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

Network, 2018; Mbow et al., 2014). In Africa, AFSs come in a wide variety of shapes and forms (Mbow et al. 2014).

Sahelian agricultural landscapes are particularly heterogeneous due to the small to very small fields (Fritz et al., 2015), large variety of agricultural practices (Chikowo et al., 2014) and diversity of parkland compositions and configurations. Therefore, to effectively study Sahelian AFSs, implementing a representative sampling strategy that takes into account the spatial heterogeneity at the landscape scale is crucial (Ndao et al., 2017; Soti et al., 2018). However, due to the multidisciplinary nature of landscape research, many sampling approaches for studying and characterizing landscapes have been proposed in the scientific literature (Simensen et al., 2018).

Generally, the spatial distribution of sampling sites is based on criteria related to the landscape composition: along roads (Waldner et al., 2016), along streams or following typical habitats (Bueno et al., 2019). Other methods set more relevant distribution criteria based on the composition and structure or even the functioning of the landscape. In these methods, the definition of the criteria is guided by the objective of the study, e.g., the bioecological variables of crop pests (Soti et al., 2018). The distribution of observation sites is done within spatial units according to a stratification of landscape heterogeneity (Soti et al., 2018; Ndao et al., 2017) or following a landscape gradient (Erikstad et al., 2015). Spatial units can be regular geometric forms resulting from landscape gridding (Soti et al. 2018) or landscape units derived from remote sensing and geospatial analysis methods (Bellón et al., 2018; Ndao et al., 2017; Bisquert et al., 2015). In satellite imagery, the temporal profile of a landscape depends on the spatiotemporal dynamics of its elements. Therefore, using geospatial analysis methods to delineate landscape units could allow us to better take into account both landscape organization and functioning in the distribution of sampling sites.

Once observed data have been collected according to a representative sampling strategy, quantitative analyses of AFS landscapes and their spatial heterogeneity, including tree diversity, can be performed using landscape metrics and diversity indices. The structure of a landscape is primarily a series of patches surrounded by a matrix (Forman and Godron, 1981). Therefore, metrics are often used in landscape ecology to describe the composition and structure of the landscape (Walz, 2011; Uuemaa et al., 2009), to analyze the relationship between landscape structure and plant diversity (Uuemaa et al., 2009; Hernández-Stefanoni and Dupuy, 2008; Moser et al., 2002) and to assess or model the habitats of individual species or species groups (Betbeder et al., 2015; Fernández et al., 2007; Fauth et al., 2000). There are many indices in the literature for analyzing landscape and tree species diversity. For the latter, it is often necessary to combine several indices that frequently appear in the literature to assess its three main characteristics: species richness, abundance and evenness (You et al., 2009; Kindt and Coe, 2005). Various compound indices have been developed to combine these different diversity aspects. Shannon's (H') and Simpson's (D1) diversity indices are most commonly used as compound indices (Morris et al., 2014; Marcon, 2017). However, none of the diversity indices provide sufficient information on richness, abundance and evenness at the same time to allow for a comparison of the diversity of landscape classes and ordering them from lowest to highest diversity (Kindt and Coe, 2005). Thus, it is recommended to use diversity ordering techniques, such as Renyi diversity profiles (Rényi, 1961), which provide enough information for comparison (Oldeland et al., 2010; Tothmeresz, 1995).

In addition, geospatial data and remote sensing methods are very useful in landscape studies and characterization (Singh et al., 2010; Newton et al., 2009) due to their synoptic and repetitive coverage of landscape components and features, which allow landscape variations to be captured in an objective and complete fashion (Groom et al., 2006). There is in the literature a wide range of proxies derived from geospatial data to discriminate vegetation and crop types, allowing evidence of different components of agricultural landscapes. Good results were achieved for agricultural landscape mapping from Sentinel-2 time series data using object-based image analysis (Csillik and Belgiu, 2017) and a multisource approach (Lebourgeois et al., 2017). Because of both their high spatial (10 m) and temporal (5 days) resolutions, Sentinel-2 images are well adapted for monitoring agroforestry landscapes (Mercier et al., 2019). Studies have combined Sentinel-2 images with very high spatial resolution (VHSR) images to refine the segmentation and detection of crop types and other small objects in agricultural landscapes (Lebourgeois et al., 2017).

In this paper, we propose combining the different methods previously reviewed to optimize the sampling processes in complex landscapes, such as Sahelian AFSs. We hypothesized that by combining several complementary methods, we would be able to design a robust sampling strategy that considers the different types of spatial heterogeneity within agroforestry landscapes related to their composition, organization (structure) and functioning. We aimed to propose, test and assess a methodological approach for agroforestry landscape sampling, mapping and characterization. First, an optimized sampling strategy was carried out on the basis of landscape stratification. We then used this sampling strategy to map and characterize the agroforestry landscape and finally analyzed the heterogeneity of the AFS - including tree diversity - to assess the ability of the proposed sampling strategy to capture the different forms of landscape heterogeneity. The approach was based on *a priori* knowledge of agroforestry landscape functioning and used multisource data, including landscape ecology indices and remote sensing data. It was applied to an agroforestry parkland in the Senegalese Peanut Basin.

2. Materials and methods

2.1. Overall approach

The proposed methodology is illustrated by the flowchart presented in Fig. 1. It was organized around a sequence of four consecutive steps: (i) landscape stratification, (ii) sampling implementation, (iii) AFS mapping, and (iv) AFS heterogeneity analysis.

(i) First, the area was segmented into agricultural landscape units using an object-based image analysis method. These units were then classified with a hierarchical clustering method (HCPC) according to relevant landscape functioning variables to stratify the landscape spatial heterogeneity. These variables were derived from geospatial data on the basis of *a priori* knowledge of agricultural landscape functioning (see section 2.3.1).

(ii) Then, two weighted stratified sampling plans based on landscape stratification were implemented to collect field data on tree species and on the land use/land cover (LULC) types (see section 2.3.2).

(iii) From multisource satellite images together with the collected field data, remote sensing methods were used to carry out agroforestry system mapping (see section 2.3.3).

(iv) Finally, the landscape metrics and diversity indices derived from AFS mapping and the tree species inventory were used to analyze the diversity of the studied AFS. This allowed evidence of the ability of the sampling strategy to capture the various types of heterogeneity in agricultural landscapes (see section 2.3.4).

2.2. Materials

2.2.1. Study area

The study area was located in the Senegalese Peanut Basin, covering an area of approximately 20 km × 20 km centered on the commune of Ngayokheme (district of Fatick; Fig. 2). The region is characterized by a tree-based agricultural system dominated by *Faidherbia albida,* which is a nitrogen-fixing species with an inverted phenology that is reported to increase soil fertility and crop yields (Félix et al., 2018). Pearl millet, which is used for on-farm consumption, and groundnut, which is used as a cash crops, are the main staple crops of the study area. The climate is semiarid with an annual rainfall that ranges between 400 mm and 600 mm. Soils can generally be classified into two main types: dior soils,

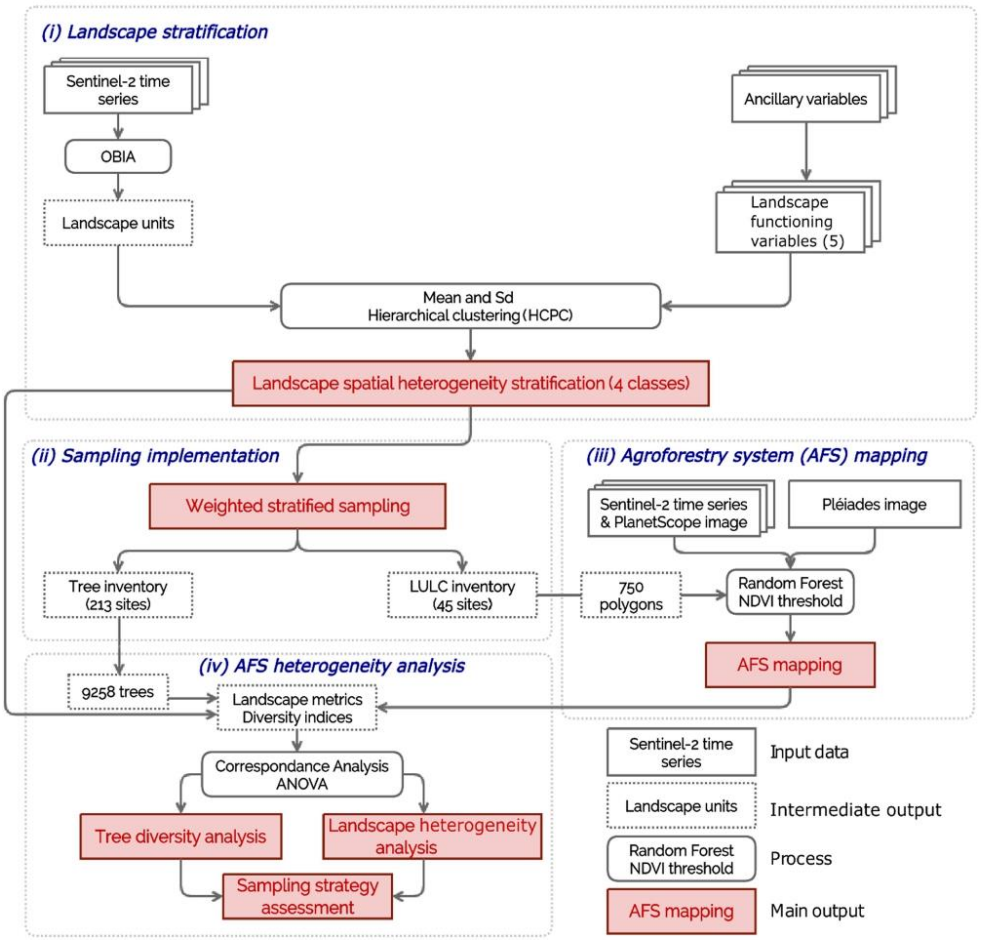


Fig. 1. Data used and flowchart of the proposed methodology with (i) landscape stratification, (ii) sampling implementation, (iii) AFS mapping, and (iv) AFS diversity analysis. **OBIA**: Object-based image analysis.

which are ochre-colored, and deck soils, which are gray to black; some intermediate categories are also present (deck-dior and dior-deck). Dior soils are sandy, occupying flat areas and dune patterns, while deck soils are more clayey and are located in interdune and lowland areas (Lericollais, 1999). Dior and deck-dior soils generally correspond to tropical ferruginous soils, while deck soils with a high water retention capacity are instead hydromorphic (Lericollais, 1999; BPS, 1993). The relief is not very uneven. Between the plain slightly raised by the dunes and the lowlands the difference in altitude is a few meters. The hydrographic network, more pronounced in the southwestern part, consists of small rivers and temporary ponds in small depressions and interdunes (Lericollais, 1999, 1969).

With more than 60% of the country's rural population and cultivated lands, the Senegalese Peanut Basin is facing strong demographic pressure, a reduction in the fallow period and crop management using many kinds of external inputs. This leads to vegetation degradation, erosion of biodiversity and a decline in soil fertility (Bignebat and Sakho-Jimbira, 2013).

2.2.2. High and very high spatial resolution (HSR & VHSR) images

To carry out the segmentation of the study area into agricultural landscape units, a time series of Sentinel-2 images (10 m spatial resolution) from January (start of the dry season) to October (end of the cropping season) in 2017 was used. Sentinel-2 data were subjected to Level-2A processing by the French *Centre National d'Etudes Spatiales* (CNES) and were retrieved from the Theia center (https://theia.cnes.fr/atdistrib/rocket/#/home). For each image in the Sentinel-2 time series, the normalized difference vegetation index (NDVI) was computed as proposed by Rouse et al. (1974).

A second Sentinel-2 image time series acquired in 2018 together with a PlanetScope image from October 4th, 2018 were used for AFS mapping in 2018. This second time series was used because the field surveys were conducted in 2018. The PlanetScope image was a Level-3B Analytic Ortho Scene product, which was acquired with an approximately 3 m pixel size. It was converted into top-of-atmosphere (TOA) reflectance using at-sensor radiance and the coefficients supplied with each scene (Planet Team, 2018).

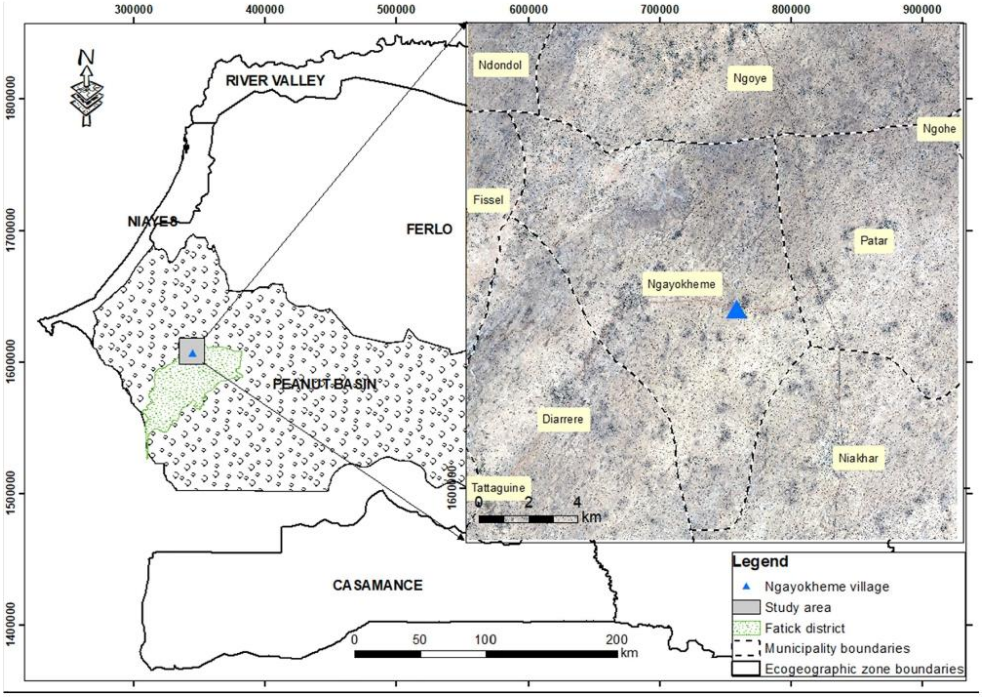


Fig. 2. Location of the study area. Zoom on a *Pléiades* image (Dry season, April 29th, 2018) of the study area. Names on the study area represent the municipality names.

To extract the woody vegetation, in particular the parkland with scattered trees, a *Pléiades* image acquired during the dry season on April 29th, 2018, was used. *Pléiades* satellites provide very high-resolution panchromatic (0.5 m) and multispectral (2.5 m) optical imagery with high-quality product standards (https://earth.esa.int/web/eoportal/satellite-missions/p/pleiades). This enables the detection of small trees and shrubs in Sahelian areas.

2.2.3. Ancillary variables

With the knowledge that agroforestry landscape structures are driven by environmental and anthropic factors, five proxies of landscape functioning and vegetation productivity were inferred from geospatial data, including satellite imagery and its derived products, and then used for landscape stratification.

Two ecophysiological variables, namely, vegetation productivity and its dynamics during the 2000–2015 period, were derived from 16-day MODIS NDVI time series (MOD13Q1; spatial resolution: 250 m) (Didan, 2015). The average annual integral of NDVI was computed and used as an indicator of the overall vegetation productivity. The vegetation productivity dynamics were obtained from annual MODIS NDVI linear trends over the 2000–2015 period (see Leroux et al., 2017).

An agrometeorological variable, namely the actual evapotranspiration (AET), which allows the soil-air interface and plant functioning (WMO, 2012) to be considered, was extracted from the FAO WaPOR database (https://wapor.apps.fao.org/home/1). These data comprise a time series of the averaged AET available from 2010 to 2016 at a spatial resolution of 250 m.

A woody cover map derived from MODIS FAPAR (Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation from MODIS; Brandt et al., 2016) was also used to derive information related to tree density as an ecological and anthropic (related to the cropping practices) variable.

For information on soil properties, a soil type map from the *Institut National de Pédologie* (*INP* –Senegalese National Institute of Soil Sciences – http://inp-senegal.com/) was used. It is an extract of a 1:500,000 soil type map at the national scale (INP, 2013). Soils were classified according to the CPCS's classification (CPCS, 1967). In the study area, three main types of soils were distinguished: tropical ferruginous soils which usually correspond to dior and deck-dior soils, hydromorphic soils, and saline hydromorphic soils which are rather deck soils.

2.3. Methods

2.3.1. Landscape spatial heterogeneity stratification

The methods used to stratify the landscape spatial heterogeneity were based on geographic object-based image analysis (OBIA; Blaschke, 2010) in which NDVI time series from Sentinel-2 images in 2017 were merged into objects corresponding to agroforestry landscape units. Then, the landscape units were classified according to landscape functioning variables to obtain the major landscape classes. These two steps are described in the two following subsections.

2.3.1.1. Delineation of agroforestry landscape units. Agroforestry landscapes with the same environmental dynamics, e.g., with similar parkland, crop cover composition and ecoclimatic factors, are expected to have, on average, similar vegetation productivity and phenological development and thus to have similar NDVI temporal profiles. On this basis, an OBIA was performed on the Sentinel-2 NDVI time series to

obtain homogeneous landscape units in terms of environmental conditions, vegetation development, and farming practices. NDVI is known as an indicator of vegetation productivity (Tucker, 1979) and therefore of vegetation development. It is well adapted to capture the difference among agricultural land use systems within a landscape (Bellón et al., 2018). To this end, the feature extraction module from the ENVI © software was used to carry out segmentation on the NDVI time series. It proceeded in two stages: (1) the images were segmented by setting the "scale level", then (2) the segments were merged by setting the "merge level". The "scale level" (ranging from 0.0 to 100.0) controls the relative segment size. A high "scale level" causes fewer segments to be defined, and a low "scale level" causes more segments to be defined. The "merge level" (ranging from 0.0 to 100.0) represents the threshold lambda value to aggregate small segments within the larger (ITT Vis, 2008). Several "scale level" and "merge level" values were iteratively tested by performing a qualitative analysis consisting of a visual inspection based on a Pleiades image in the background (Srivastavak, 2006). The best delineation of landscape units was obtained with values of 90 for the "scale level" and 30 for the "merge level".

2.3.1.2. Classification of the landscape units. The objective of this classification was to stratify the study area into landscape subtypes in terms of composition and dynamics. Therefore, the landscape units, which were previously obtained through the OBIA, were classified according to the five identified landscape functioning variables (i.e., the vegetation productivity, the vegetation productivity dynamics, the AET, the woody cover and the soil type; see section 2.2.3).

To do so, the means and standard deviations of the five variables were first computed for each landscape unit. The mean value represents the general trend, while the standard deviation value includes the spatial variability within a landscape unit. Then, the landscape units were classified using a hierarchical clustering on principal components (HCPC) approach. HCPC is an unsupervised hierarchical clustering method that finds subgroups or clusters of similar observations in a dataset (Kassambara 2017b). It enables the combination of the three standard methods used in multivariate data analyses, which are principal component methods, hierarchical clustering, and k-means clustering (Husson et al., 2010). Due to the presence of both quantitative and qualitative data in the variable dataset, we used a factor analysis of mixed data (FAMD) to carry out factor analysis, which defines the principal components (Kassambara 2017a). To appreciate the coherence of clustering, i.e., of landscape spatial heterogeneity stratification, we used descriptive statistics, including analysis of variance (ANOVA), for first assessment.

2.3.2. Sampling implementation

AFS mapping and tree biodiversity monitoring require both land use/land cover (LULC) and tree species field surveys. Based on the landscape stratification (see section 2.3.1.), an optimized sampling strategy was developed for the field campaigns. The observation sites were regularly distributed across the landscape heterogeneity classes and according to the weight of each class. We applied weighted stratified sampling, whereby the number of observation sites in each class of landscape stratification was proportional to the number of landscape units within the class. The spatial distribution of the observation sites in each class was determined using an HCPC of the landscape units within the class. These HCPCs for observation site distributions were still based on the identified landscape functioning variables (see section 2.2.3).

From this process, two sampling plans were designed for two field campaigns. The first one was an *in situ* inventory of trees conducted at the end of the dry season in July 2018 at 213 observation sites. At each site, an exhaustive tree inventory was conducted in a one-hectare plot. To optimize the diversity of the species collected (including all/almost all tree species in the area), this plot inventory was supplemented by a nonexhaustive survey within a 400 m radius of the observation plot targeting species that were not yet registered. The name of each tree species and its location were recorded using a GPS (GSMAP 64S). The second campaign for LULC data collection was conducted in September 2018 during the cropping season at 45 observation sites. At each site, the geographic coordinates of the different LULC types were recorded using a GPS. Then, on the basis of the collected coordinates, a total of 750 polygons of land use/land cover types were digitized and labeled using a VHSR image in the background.

2.3.3. Agroforestry system mapping

The *MORINGA* processing chain (https://gitlab.irstea.fr/raffaele.gaetano/moringa) developed by CIRAD researchers was used to perform the agroforestry system mapping. Based on the research of Lebourgeois et al., (2017), *MORINGA* is an automatic image processing chain that uses multisensor fusion for crop mapping and generally LULC mapping and is particularly adapted to tropical agricultural systems. It produces a land use map based on a VHSR image, a time series of Sentinel-2, and a training database (labeled polygons). The processing chain uses functions from the Orfeo Toolbox (OTB), which are coordinated by Python scripts (Gaetano et al., 2019).

The PlanetScope image with TOA reflectance and 3 m spatial resolution (see section 2.2.1) was used as the VHSR image. In the processing chain, the VHSR image was used for object segmentation (i.e., the land units to which a unique LULC type will be assigned). Then, the zonal statistics of the segmented objects were computed using time series images of Sentinel-2 spectral bands (TOA reflectance), and five radiometric indices are presented in Table 1.

Finally, the LULC classification was carried out using a random forest (RF) classifier (Breiman, 2001; Cutler et al., 2007; Sharma et al., 2017) applied to the zonal statistics dataset with the field survey polygons as the training data. The accuracy of the classification was assessed using 5-fold cross validation (Sharma et al., 2017).

The *MORINGA* LULC map was subsequently postprocessed to include a "woody vegetation" class, which was identified using a VHSR *Pléiades* image (0.5 m resolution) because of the small size of trees and shrubs in the Sahel (Hashim et al., 2019; Thierion et al., 2014). In particular, an image acquired during the dry season was used, when woody vegetation was less likely to be confused with surrounding deciduous vegetation, enabling identification through a simple thresholding of the NDVI values (Hashim et al., 2019; El-Gammal et al., 2014)

The LULC map obtained was subsequently used to calculate landscape metrics and indices for the analysis and characterization of agroforestry landscape diversity.

2.3.4. Agroforestry system heterogeneity analysis

The objective was to demonstrate the different forms of landscape heterogeneity that the stratification (sampling strategy) proposed in this paper allowed us to highlight. Landscape heterogeneity is expressed in terms of compositional heterogeneity (the number and proportions of different cover types) and configurational heterogeneity (the spatial arrangement of cover types) (Fahrig et al., 2011). The concept "functional heterogeneity" was included in this study to account for the functioning of LULC types. Analyses were performed by using statistical methods with landscape metrics and diversity indices according to the landscape stratification classes.

2.3.4.1. Landscape metrics and diversity indices. For tree diversity analysis, we first derived a set of four indices commonly used in the literature (Kindt and Coe, 2005; You et al., 2009), namely, the richness index (i.e., the measure of the number of patch types present in the area, Mcgarigal, 2015), Shannon's diversity index (SHDI; Shannon, 1948) and Simpson's diversity index (SIDI; Simpson, 1949), to appreciate the abundance and species diversity (Morris et al., 2014; Marcon, 2017), and Pielou's evenness index (Pielou, 1966) to take into account the spatial evenness. The SHDI and SIDI indices were both retained because descriptive

Table 1
Radiometric indices used for LULC classification with NIR: near-infrared band, R: red band, G: green band, SWIR: shortwave infrared band.

Indices	Formulas	Uses	References
NDVI	(NIR-R)/(NIR + R)	Vegetation density and health	Rouse et al., 1974
NDWI	(G-NIR)/(G + NIR)	Discrimination of water vs. vegetation	McFeeters, 1996
MNDWI	(G-SWIR)/(G + SWIR)	Improves water detection vs. certain built-up areas	Xu, 2006
MNDVI	(NIR-SWIR)/(NIR + SWIR)	Sensitive to water within vegetation	Gao, 1996
NDRE	(NIR-Red Edge)/(NIR + Red Edge)	Less sensitive to the upper part of the canopy (more reliable in the later crop stages)	Barnes et al., 2000

analyses of species abundance showed significant presence of both rare and dominant species. In fact, SHDI is sensitive to rare species, while SIDI is sensitive to dominant species (Marcon, 2017). In addition, the Renyi diversity profile (Rényi, 1961) was used for comparison by ordering tree diversity from lowest to highest across the classes of landscape heterogeneity stratification. For this, the order of superposition of the profile curves defines the order of the class diversity ranking (Oldeland et al., 2010; Kindt and Coe, 2005).

For landscape heterogeneity analysis, it has been reported that there are "many quantitative measures of landscape composition, including the proportion of the landscape in each patch type, patch richness, patch evenness and patch diversity" (Mcgarigal, 2015). Landscape diversity metrics were thus used to analyze the landscape heterogeneity in terms of the LULC type diversity (patch diversity) according to the landscape stratification classes. We used landscape metrics that included patch richness and Shannon and Simpson's diversity indices.

Furthermore, to better appreciate landscape heterogeneity regarding the topic of agroforestry, we focused on three classes of interest, namely, (i) cereal crops (millet and sorghum), (ii) leguminous crops (peanut and cowpea), and (iii) woody vegetation (trees). Two class metrics were used for analysis: the land proportion (LP), which provides information on dominance, and the number of patches (NP), which informs about the abundance.

2.3.4.2. Statistical analyses. Statistical methods, including descriptive analysis of species abundance, correspondence analysis (CA) and analysis of variance (ANOVA), were applied to the datasets (tree inventory data, calculated metrics and indices). The abundance analysis provided a description of the distributions of the different tree species and therefore allowed us to identify rare species and those dominating the studied environment. Correspondence analysis was carried out on the dominant species to understand the frequencies of species according to the landscape stratification classes and to deduce their relative relationships and attachment to landscape classes (Coly et al., 2005). Finally, using ANOVA with the calculated landscape metrics and diversity indices, we compared the landscape stratification classes to identify different forms of agroforestry landscape heterogeneity. ANOVA is suitable for comparing more than two independent samples of quantitative data with more than 30 observations and homogeneous variances (AnaStat, 2020). Statistical analysis was performed using R software (R Core Team., 2018).

3. Results and discussion

The results were structured as follows:

- "Designing field sampling plans based on landscape stratification" (section 3.1.) reveals the landscape spatial heterogeneity stratification and the two field sampling plans derived from this stratification;
- "Agroforestry system mapping" (section 3.2.) presents the map resulting from remote sensing processing using multisource satellite images with training data from the previous field sampling plan.
- "Tree diversity and landscape heterogeneity analysis" (section 3.3.) reports the results of the tree species diversity analysis (section 3.3.1.) and the results of the landscape heterogeneity analysis (section 3.3.2.).

3.1. Designing field sampling plans based on landscape stratification

Using OBIA on the Sentinel-2 NDVI time series in 2017, 668 agroforestry landscape units were delineated (Fig. 3). The unit areas varied from 10.61 ha to 489.68 ha. The hierarchical clustering of these landscape units according to the landscape functioning variables resulted in a landscape spatial heterogeneity stratification map that was composed of four classes (or landscape subtypes; Fig. 3). This landscape stratification map, which refers to the within class variance which is less than the between class variance (Wang et al., 2016), represents the spatial variability of the landscape functioning and structure among classes.

Descriptive statistics allowed us to characterize the four classes according to the landscape functioning variables and thus to appreciate the coherence of the landscape spatial heterogeneity stratification. The p-values from ANOVA showed a significant difference between landscape stratification classes for the variables vegetation productivity, AET, vegetation productivity dynamics and woody cover (Fig. 4a). Regarding the soil type distribution, class 1 consisted of saline hydromorphic soils, class 2 was largely dominated by tropical ferruginous soils, and class 4 as largely dominated by hydromorphic soils. The tropical ferruginous soils and the hydromorphic soils were mixed in class 3 (Fig. 4b).

Based on this landscape heterogeneity stratification map, two optimized and spatially representative field sampling plans were designed (Ndao et al. 2017). The first sampling plan utilized 213 observation sites for tree species inventories, and the second involved 45 observation sites for georeferenced data collection of landscape elements (LULC). The observation sites were regularly distributed among the 4 classes of landscape spatial heterogeneity stratification and according to the weight of each class (Fig. 3). This weighted stratified sampling design respected the proportions of the different entities within the studied population, i.e., within the landscape.

3.2. The agroforestry system mapping

The LULC map of the AFS was obtained using the LULC field training data with satellite images (Sentinel-2 time series and PlanetScope). It included 9 classes: (i) cereal crops (millet and sorghum), (ii) leguminous crops (peanut and cowpea), (iii) woody vegetation, (iv) artificialized land (villages and roadways), (v) ponds, (vi) fallow land, (vii) shrubbery, (viii) marshlands and valley, and (ix) shores and bare ground. All LULC classes were relatively well classified, with accuracies between 69.87% and 97.85%. The overall accuracy was satisfactory, at 85.12% with a Kappa index of 0.81 (Fig. 5). These results showed that the combined use of VHSR images, such as PlanetScope, with a Sentinel-2 image time series was appropriate to obtain a relevant LULC map in complex agroforestry systems. The high spatial resolution of the PlanetScope image was indicated for accurate segmentation of landscape features, while the spectral and temporal resolutions of Sentinel-2 were important for the discrimination of crop classes and other landscape objects. The relevance of combining different sources of geospatial data to improve the accuracy of LULC classification and mapping has already been demonstrated (Chen et al., 2017; Shi et al., 2019), in particular the use of multisource data (simulated Sentinel-2 time series, VHRS images and DEMs) for crop mapping in smallholder agricultural landscapes (Lebourgeois et al., 2017).

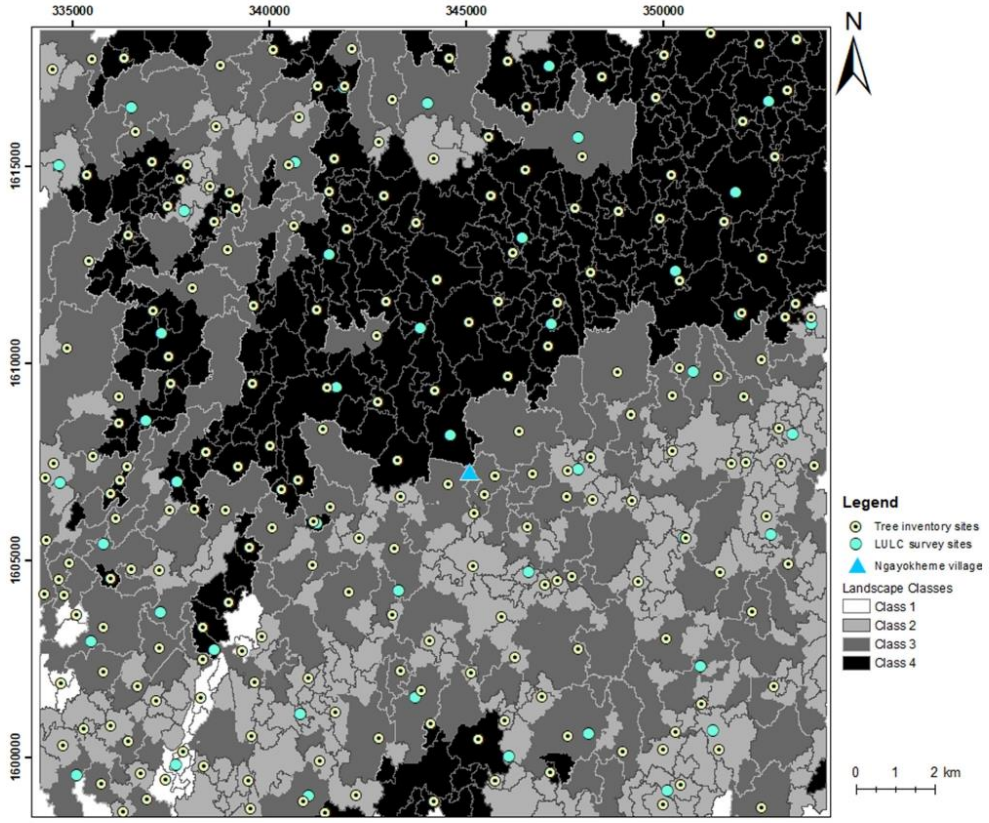


Fig. 3. Landscape spatial heterogeneity stratification map and landscape units of the study site, which were obtained from an OBIA and a hierarchical clustering approach based on landscape functioning variables. The symbols represent the location of the sample sites used for tree inventory (black circles) and LULC (blue circles) surveys. (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

3.3. Tree diversity and landscape heterogeneity analysis

3.3.1. Tree diversity analysis

During the tree inventory campaign, 9258 trees distributed among 63 species were identified and georeferenced in the study area. This tree dataset allowed the analysis of tree diversity according to classes of landscape spatial heterogeneity stratification. Fig. 6 shows the distribution of species abundance throughout the study area and according to the landscape classes. *F. albida* was by far the most abundant, making up 42% of the recorded trees. Four other dominant species were *Balanites aegyptiaca*, *Anogeissus leiocarpus*, *Adansonia digitata* and *Acacia nilotica*, which were the predominant species, representing 71.6% of all individuals. On the other hand, 52 species that represented more than 80% of the species richness of the area can be considered uncommon or even rare in the study area, each with less than 1% of the inventoried individuals. In addition, comparison of the distribution of the five main species through their proportions in the landscape classes shows some discrepancy between them. Indeed, the distribution is relatively more balanced in class 1 than in the other classes. Classes 2 and 3 seem quite similar while class 4 compared to classes 2 and 3 has a higher proportion of *B. aegyptiaca* with less *F. albida* (Fig. 6). In a complex AFS (Jagoret, 2011; Michon and De Foresta, 1999, 1997), tree diversity is generally characterized by a dominant community (dominant species) coexisting with many other plant components (trees, treelets, lianas, and herbs). In agroforestry parklands, dominant species are deliberately favored by farmers due to their useful properties, either in terms of high agroforestry potential or because they are food species or sources of revenue (Sambou et al., 2017; Bayala et al., 2014; Michon and De Foresta, 1999). For example, the species *F. albida*, which was very dominant in the studied AFS, is a nitrogen-fixing species that acts as a 'fertility hot spot' (see Sileshi, 2016 for a review). Farmers know that under these trees, plants grow more vigorously (Manfo et al., 2015), and the improvement of millet yields in the vicinity of *F. albida* trees in the region has long been studied (Bayala et al., 2012; Kho et al., 2001; Louppe et al., 1996).

Through a correspondence analysis, species frequencies were analyzed according to their respective frequencies in the four landscape classes (Fig. 7). In terms of the tree species composition, the landscape class 1 was very different from the other classes. Additionally, classes 2 and 3 were not very different, but they could be differentiated from class 4. The frequency of species such as *Mytragina inermis, Diospiros mespiliformis* and *Acacia seyal* in class 1 indicated heavy soils of varying clay content in temporarily flooded lowlands and wetlands, such as pools and rivers (Arbonnier, 2019). On the other hand, the species *Sclerocary birrea,* which is frequent in classes 2 and 3, revealed a preference for

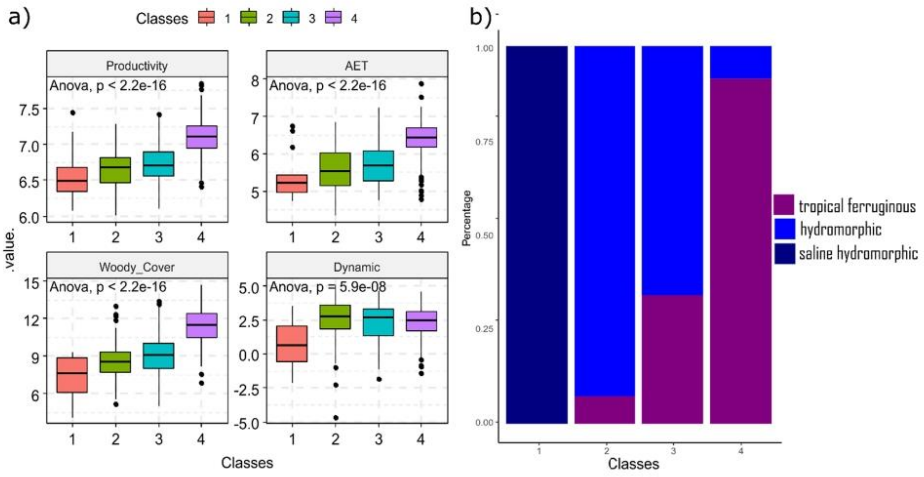


Fig. 4. Descriptive statistics of the mean landscape functioning variables according to the four classes resulting from the HCPC: **a)** Populations were compared using an ANOVA; Boxplot of vegetation productivity, actual evapotranspiration (AET), woody cover and vegetation productivity dynamics; **b)** Partitioning of soil types among the four landscape classes.

generally dry and sandy soils (Arbonnier, 2019). The heterogeneous distribution of the soil types was already shown by the assessment of the coherence of the landscape stratification (see section 3.1.; Fig. 4). The variations in soil cover defined ecological gradients that explained a significant part of the variability in plant stands in terms of the dendrometric structures and floristic composition (Freycon et al., 2003). Finally, it should be noted that the dominant species, *F. albida*, was more abundant in classes 2 and 3.

To better appreciate the spatial organization of tree diversity, comparative analyses of the indices were carried out among the classes from the landscape heterogeneity stratification.

First, the average tree density per sampling site was calculated instead of the abundance per class because the classes did not have the same sample sizes (number of sampling sites). According to this indicator, classes 2 and 3 had the highest tree densities, while class 1 had the lowest (Fig. 8a). In terms of the species richness, classes 2, 3 and 4 were not very far away, unlike class 1, which had a small number of species, with approximately one-third of the species encountered (Fig. 8b). However, it should be noted that class 1 had a rather homogeneous spatial distribution of species. Even so, the spatial distribution of species in the three remaining classes (2, 3 and 4), as in the landscape in general, was very heterogeneous (Fig. 8c). As previously shown in section 3.1, class 1 was dominated by saline soils, which were already known to have a negative influence on tree density and diversity and canopy cover in the study area (Sambou et al., 2017). In contrast to trends in species richness measures (Fig. 8b), SHDI and SIDI showed that class 1 had the highest diversity and class 3 the lowest (Fig. 8d & Fig. 8e). Actually, diversity refers to both richness and evenness (Kindt and Coe, 2005). Between classes 2 and 4, the two indices SHDI and SIDI made contradictory assessments, giving a mixed ranking (Fig. 8d & Fig. 8e). In some situations such as this, where there are both many rare species and very dominant species, the SHDI and SIDI indices used separately are not always sufficient to compare tree diversities, and only the combination of several diversity indices allows for a better appreciation.

Thus, to better rank the class diversities, the Renyi diversity profiles were calculated (Oldeland et al., 2010; Kindt and Coe, 2005; Tothmeresz, 1995). However, the resulting profile curves intersected, meaning that it was impossible to order them from the lowest to the highest diversity (Fig. 8f).

Indeed, the descriptive analyses showed the significant occurrence of both very dominant and rare species. Shannon's index is sensitive to rare species, whereas Simpson's index is sensitive to abundant species. Additionally, as recognized by Hill (1973) and Pielou (1966), the indices that are most commonly used by ecologists, namely, species richness, SHDI and SIDI, are specific cases of Rényi's entropy formula (Oldeland et al., 2010).

The combination of these different indices provided a more balanced assessment that considered the influence of both rare and dominant species. This was even more important since SHDI and SIDI can deliver contradictory results, such as that in this study for tree diversity in classes 2 and 4 of the landscape stratification.

3.3.2. Landscape diversity analysis

ANOVAs of the main landscape diversity indices, namely, the patch richness (PR) and Shannon and Simpson's indices, yielded significant to very significant differences (p-values) among the landscape classes (Fig. 9). This revealed compositional heterogeneity and configurational heterogeneity between the four classes of landscape stratification.

Indeed, the patch richness showed that there was a significant difference in the composition of LULC types according to the landscape classes. Additionally, Shannon's index and Simpson's index, which take into account both richness and the evenness (Dejong, 1975; Strong, 2016), showed that in addition to the difference in the composition of LULC types, there was also a significant difference in their organization, i.e., in the spatial distribution of the landscape elements (structure of the landscape) (Fig. 9). In particular, class 3 and class 1 had the greatest diversity of landscape elements, i.e., compositional heterogeneity. In terms of the configuration, the diversity was less marked, but class 1 remained the most diverse. On the other hand, classes 2 and 4, in terms of both composition and configuration, remained the least diverse.

Studies have reported that species diversity is dependent on the structure of the landscape (Walz and Syrbe, 2018) and that agroforestry landscapes and their heterogeneity contribute to biodiversity conservation (Udawatta et al., 2019; Jose, 2012; 2009). It was noted in model experiments that if the degree of landscape heterogeneity decreases, then both the local and regional species diversity decrease (Steiner and Köhler in Walz, 2011). However, this relationship was not verified by our results. In fact, the tree diversity analysis showed that class 3 had the

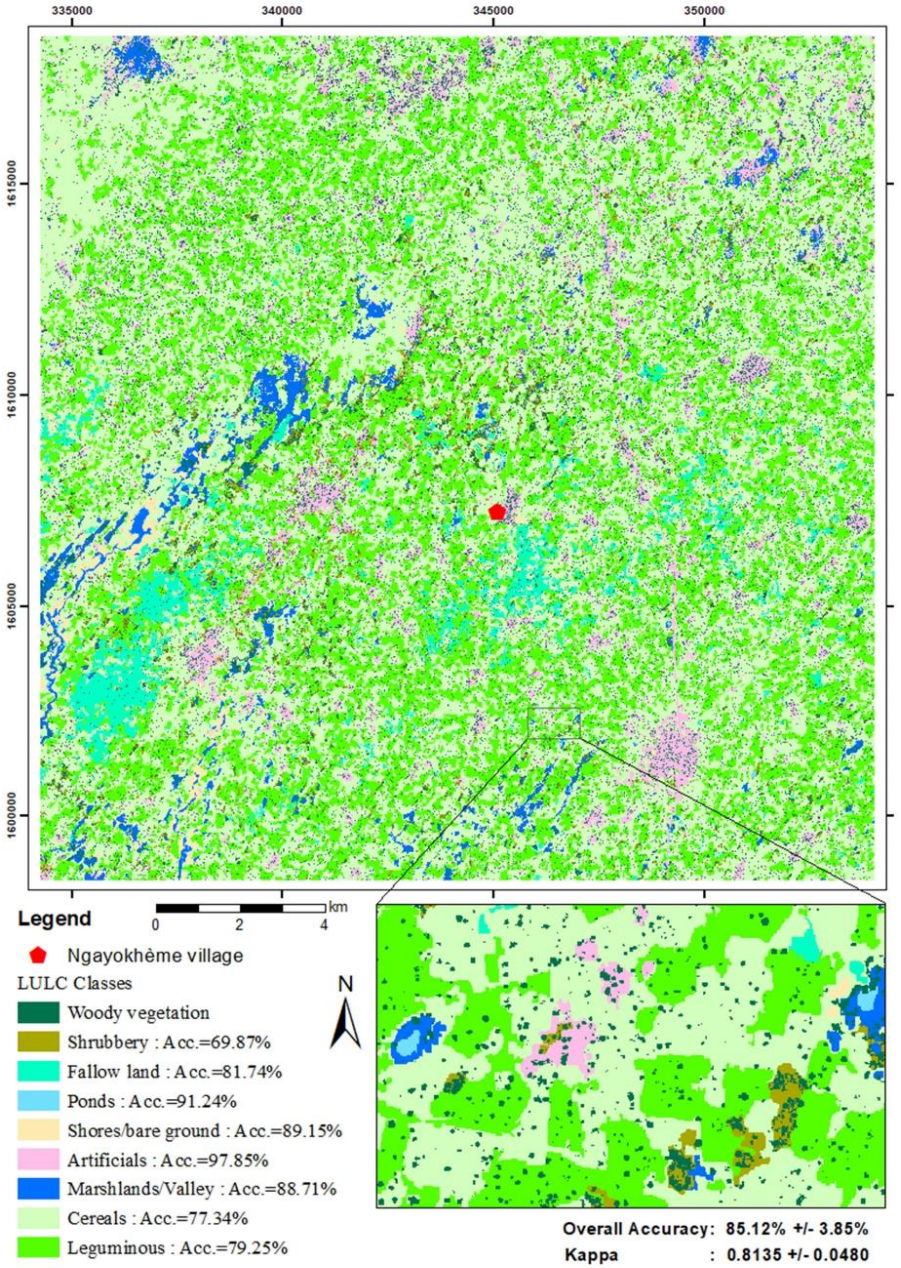


Fig. 5. Final LULC map of the AFS obtained from the MORINGA processing chain. Acc. = Accuracy. Zoom on a representative part of the identified classes (8 out of the 9 classes present). Leguminous and cereals fields are visible as the scattered trees inside fields forming the parkland.

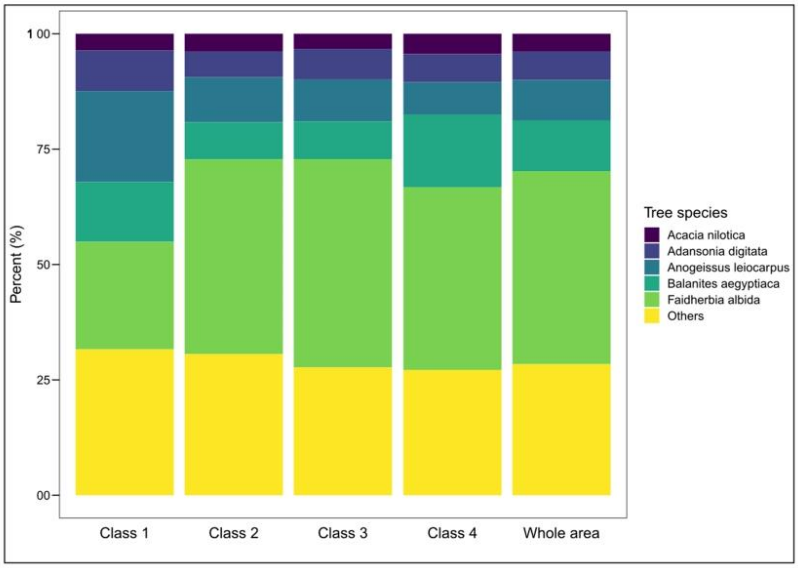


Fig. 6. Descriptive analysis of the abundance of tree species: species distribution and percentage per landscape class and over the whole area.

lowest tree diversity (Fig. 8d & Fig. 8e), whereas the landscape diversity metrics conferred the greatest heterogeneity to class 3. Our result in class 3 could be explained by the fact that the region was highly anthropized (Bignebat and Sakho-Jimbira, 2013). It is well known that in sub-Saharan Africa, the diversity of parklands in AFSs is largely dependent on their socioecological properties, including human activities and the role of farmers in the conservation of tree species (Bayala et al., 2014; Faye et al., 2010). Recently, Sambou et al. (2017) evidenced the farmer's contributions to tree diversity in three villages of the Peanut Basin, which were particularly different in terms of species composition according to the land use types.

These results from the landscape metrics have been deepened using analyses at the level of land use classes. The ANOVA p-values showed very significant differences between the landscape classes according to the abundance and dominance of the LULC classes of interest (i.e., woody vegetation, cereal crops and leguminous crops) (Fig. 10).

Landscape class 1 was relatively heterogeneous given the low land proportion (LP) of the three LULC classes of interest, which suggested the presence of several LULC classes (Fig. 10a, Fig. 10b & Fig. 10c). In particular, both cereal and leguminous crops were relatively less extensive in landscape class 1. This could be due to the presence of saline hydromorphic soils, which characterized landscape class 1, as already shown in section 3.1. (Fig. 4). Landscape class 2 appeared to be the most cultivated class, with a higher proportion of cereals and leguminous crops (Fig. 10b & Fig. 10c). It was also relatively homogeneous in terms of landscape composition given its low number of patches (NP) (Fig. 10d, Fig. 10e & Fig. 10f) together with its high proportion of crops. Landscape class 3 was characterized by a high level of fragmentation, suggesting high heterogeneity in terms of landscape configuration, as revealed by its high NP in the three LULC classes of interest (Fig. 10d, Fig. 10e & Fig. 10f). Landscape class 4 was characterized by higher proportions of cereal crops (Fig. 10b). These results still testify, as previously, to configurational and compositional heterogeneity that follows landscape heterogeneity stratification.

Concerning the woody vegetation in particular, the LP and NP values presented contradictions among the landscape classes that revealed a difference in the landscape functioning. Indeed, in Fig. 10d, the NP showed that there were more trees in terms of abundance in landscape class 3 than in landscape class 4, as already shown in Fig. 8a, whereas in Fig. 10a, the LP showed that trees covered more area (dominance) in landscape class 4 than in landscape class 3. Trees therefore appeared to be more developed in terms of growth (larger size) in landscape class 4 than in landscape class 3. This difference in tree growth reflected a functional heterogeneity of the studied landscape that could be inferred from different biophysical conditions, leading to a diversity of tree species. These are additional arguments towards the importance of trees for the diversity of agroforestry landscapes and their functioning. As reported by Sinare and Gordon (2015) and Kuyah et al. (2016) in their literature review, trees provide numerous ecosystem services in AFSs in sub-Saharan Africa. In fact, natural communities of trees that characterize complex agroforestry systems (Michon and De Foresta, 1999) are an ecological asset in terms of biodiversity, soil protection and nutrient recycling (Sinare and Gordon, 2015).

3.4. General discussion

Landscape studies and characterization approaches are very diverse. Recently, Simensen et al. (2018) highlighted in their literature review several approaches to landscape characterization and mapping. Generally, the different approaches, especially in landscape ecology, require field sampling, which allows inferences to be made about the functioning of ecological processes (Samalens, 2009). For landscape sampling, Godard (2007) argued that there are, in absolute terms, no good or bad methods to collect field samples. Several landscape sampling approaches are reported in the literature (Thorpe et al., 2016; Froger et al., 2016; Godard, 2007). However, it must be recognized that the accuracy of inference depends on the representativeness of the field sample. A representative field sample is one that allows to capture the variability of the surveyed landscapes and is similar to these in terms of composition and structure (Godard, 2007). In complex AFSs, especially in sub-Saharan Africa, the question of representativeness remains crucial because of their high heterogeneity in terms of composition

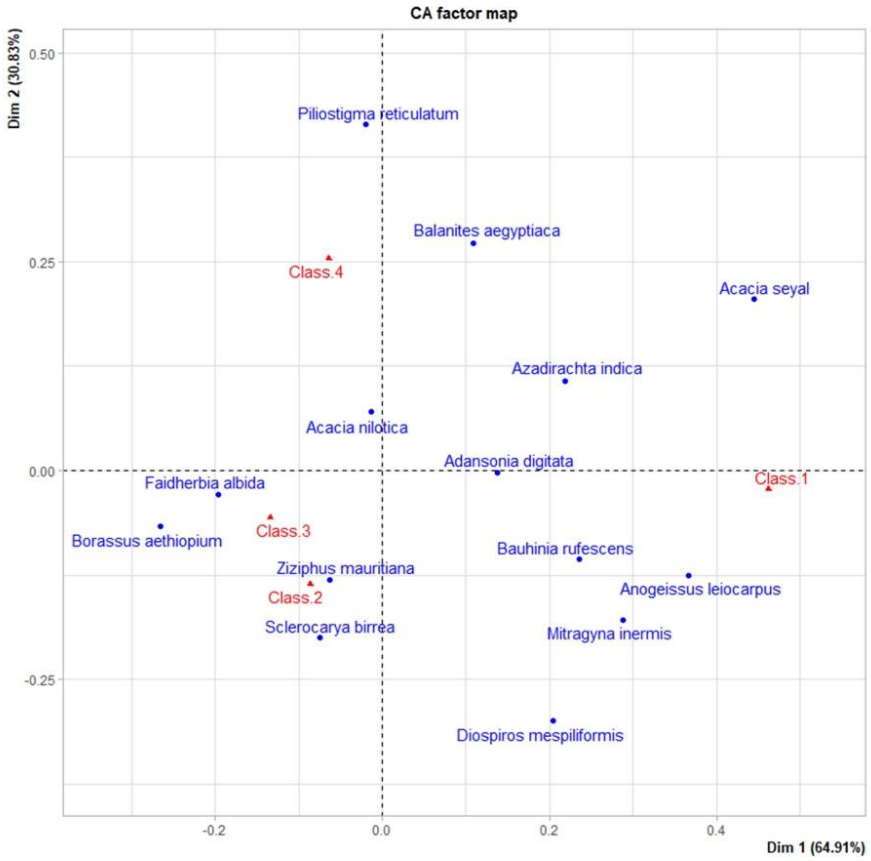


Fig. 7. Correspondence analysis of the common species.

(number of different cover types), structure (spatial arrangement of cover types) and functioning (Fahrig et al. 2011).

The approach proposed in this study was robust insofar as it allowed us to simultaneously capture the different forms of heterogeneity in a complex agroforestry landscape. The results highlighted (i) compositional, (ii) configurational, and (iv) functional heterogeneities of the landscape classes obtained through an original method of stratification and landscape sampling. We showed that this stratification approach effectively represented the variability of the landscape subtypes present in the area.

An appropriate field sampling strategy takes into account the three main aspects of field sampling processes (Wang et al., 2013): the variable of interest, the sampling approach, and the distribution of sampling locations (Sedda et al. 2019). In our approach, the choice of stratification variables (variable of interest) is guided by the theme of interest, i.e., biodiversity and AFS functioning. The variables of interest were identified on the basis of *a priori* knowledge of agroforestry landscape functioning and on the assumption that the landscape is mainly structured by the variety of natural conditions (Jedicke, 2001). Regarding the sampling approach and sampling location distribution, hierarchical clustering techniques are commonly used in combination with unsupervised classification (Simensen et al., 2018). In this study, we used hierarchical clustering techniques, namely, HCPC methods, to stratify the landscape into classes and for the spatial distribution of observation sites. The number of observation sites was defined by weighting according to the landscape classes. Thus, taking into account landscape functioning variables when designing landscape stratification and using a weighted distribution of sampling sites provides better representativeness than the approaches based on criteria related to landscape composition or structure only (Bueno et al., 2019; Waldner et al., 2016).

Furthermore, if the landscape quantification and characterization approach is based on the analysis of landscape metrics, the choice of appropriate spatial observational units is another critical issue because landscape metrics are sensitive to the extent over which they are calculated (Hunsaker et al. 1994). According to Mcgarigal (2015), landscape metrics can be defined at four levels corresponding to a logical hierarchical organization of spatial heterogeneity in patch mosaics: *cell-level metrics, patch-level metrics, class-level metrics,* and *landscape-level metrics*. However, Yang and Liu (2005) reported that the landscape ecology literature does not provide much guidance on how to choose spatial observational units and suggested further efforts to design spatial observational units. Thus, to optimize the analyses in this study, assuming that landscapes with the same environmental dynamics will have similar temporal profiles for remote sensing, the landscape metrics

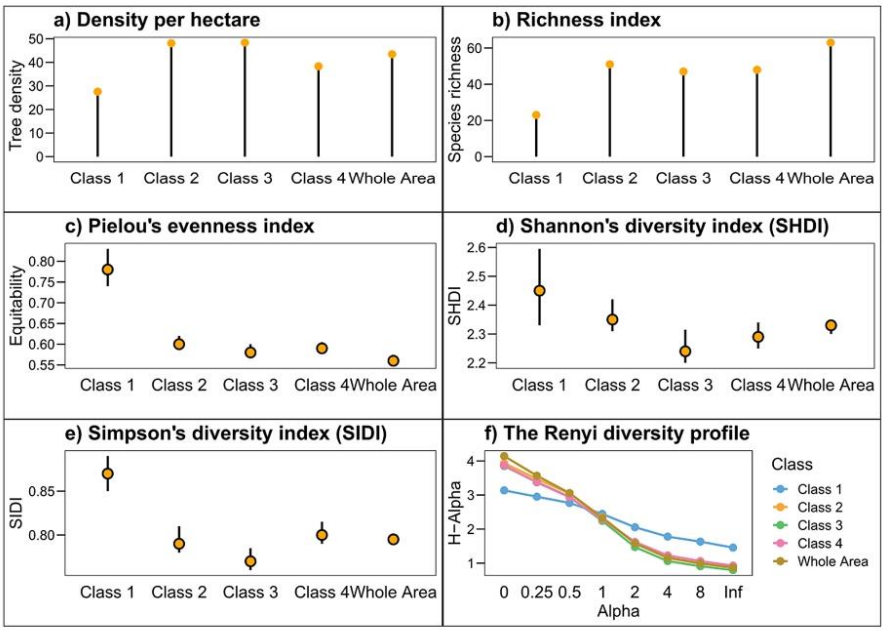


Fig. 8. Tree diversity analysis based on the tree inventory with the (a) density, (b) richness index, (c) Pielou's evenness index, (d) Shannon's diversity index (SHDI), (e) Simpson's diversity index (SIDI), and (f) Renyi diversity profile, per landscape class and for the whole area.

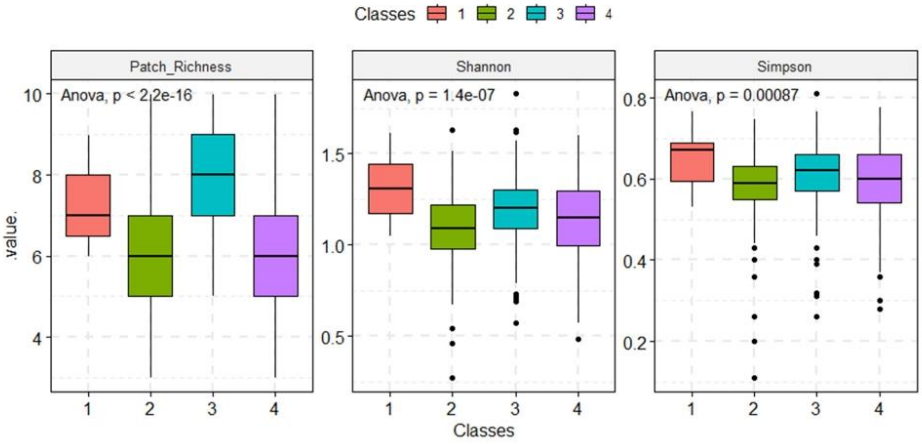


Fig. 9. Boxplot comparing landscape metrics (patch richness, Shannon's diversity index and Simpson's diversity index) according to the four classes of landscape heterogeneity stratification. P-values resulting from the ANOVA are provided as well.

were analyzed at the level of landscape units derived from satellite image time series segmentation. The choice of the segmentation scale being crucial to delineate relevant landscape units, it was assessed by an approach of trial-and-error. Different scales were tested while assessing accuracy by visual inspection overlaying the resulting landscape units on a VHSR image. The best chosen scale allowed to identify relevant landscape units relatively detailed. Studies have shown the relevance of using only Earth observation data and remote sensing methods to delineate homogeneous landscape units in terms of the phenological development of vegetation, agro-environmental conditions and farming practices (Bellón et al., 2018; Bisquert et al., 2015). Choosing spatial observational units derived from satellite image time series processing allows landscape metrics to be performed at a hierarchical level related to both landscape organization and functioning. This is another strong

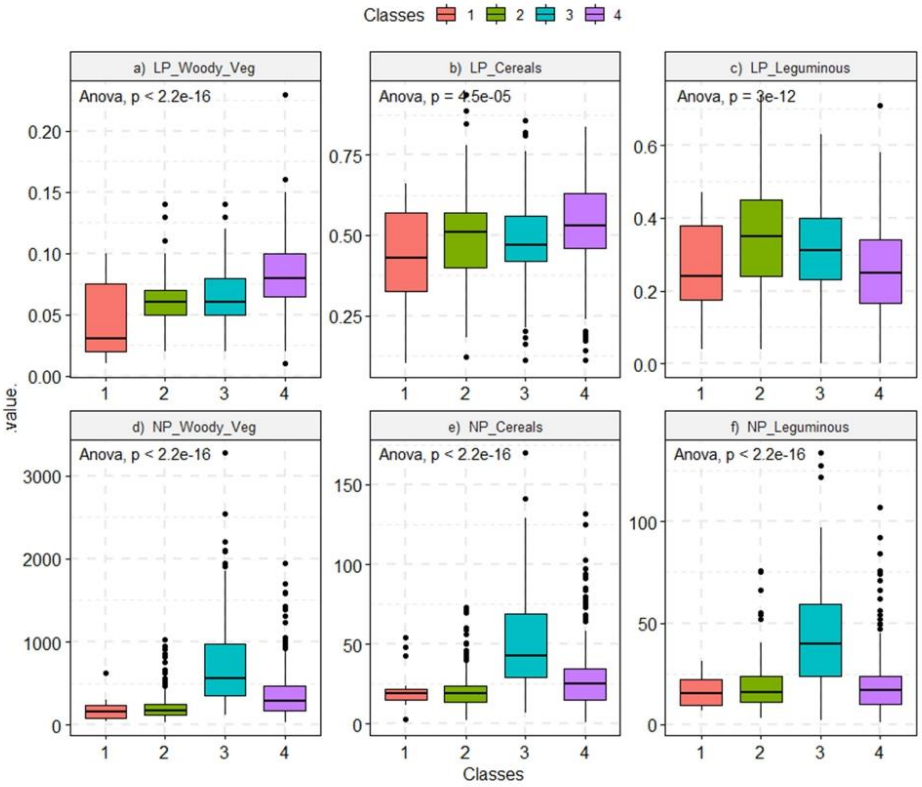


Fig. 10. Boxplot comparing the class metrics according to the four classes of landscape heterogeneity stratification. LP stands for land proportion and NP for number of patches. P-values resulting for the ANOVA are provided as well.

contribution of the approach proposed in this paper.

The analysis of the implementation of the sampling strategy showed that it can be used for (i) tree biodiversity analysis, (ii) mapping, and (iii) characterization of a complex AFS in sub-Saharan Africa. Analyses of tree datasets from field surveys using this sampling strategy approach revealed the occurrence of three dimensions of landscape heterogeneity (compositional, configurational and functional) in the collected tree sample. Additionally, AFS mapping was carried out with good accuracy with remote sensing methods using training data from this sampling strategy. The analysis of agroforestry classes of interest (trees and crops) resulting from that mapping strategy also showed the three dimensions of landscape heterogeneity (compositional, configurational and functional). Finally, the approach to designing spatial observational units using remote sensing methods was simultaneously validated.

In a general context of improving food security and biodiversity conservation in Sahelian AFS, it remains essential to understand their functioning taking into account their specific characteristics in terms of landscape heterogeneity. Indeed, the three levels of landscape heterogeneity captured by our study, i.e. compositional, configurational, and functional, are closely linked and should be analyzed together to optimize designing and implementing successful interventions in Sahelian AFS. For example, Harlio et al. (2019) reported for semi-natural grasslands that "incorporating landscape heterogeneity into multi-objective spatial planning improves biodiversity conservation". Particularly it is well known that, because of their diversity and according to their composition and structure, Sahelian AFS provide a variety of socio-ecosystem services to smallholder farmers (Sinare and Gordon, 2015; Miller et al., 2017). Benefits range from producing food that can be directly used for consumption (Chivandi et al., 2015) or improving the production of crops and livestock (Foli et al., 2014; Leroux et al., 2020) to the improvement of pest regulation (Soti et al., 2019; Sow et al., 2020) or the increase of household income (Koffi et al., 2020). For instance, over our study area, Leroux et al. (2020) have reported that increasing the tree density in *F. albida* parklands would have a positive effect on staple crops only up to a woody cover of 35%. Subsequently, it appears that having an efficient approach to analyze the heterogeneity of the landscape as proposed by this study is needed in order to incorporate it in the management of the AFS in particular.

4. Conclusion

The originality of this reproducible approach for optimizing field sampling plans in complex landscapes lies in its multidisciplinary character, which combines landscape agro-climatological and ecological properties, Earth observation techniques, and statistical and spatial analyses that are applied to landscape ecology. The implementation of the proposed sampling strategy showed that this approach was effective in representing the spatial heterogeneity of an agroforestry landscape

and thus enabled improved AFS mapping and characterization.

From the geospatial data sources using OBIA combined with a hierarchical clustering method, landscape spatial heterogeneity stratification was performed by relying only on *a priori* knowledge of landscape functioning. The landscape heterogeneity stratification made it possible to develop an optimized sampling strategy that allowed us to collect samples that were spatially representative of the varieties of heterogeneity in agroforestry landscapes.

The representativeness of the collected data was important to properly mapping AFS with an overall accuracy of 85% and then to analyze tree biodiversity and agroforestry landscape heterogeneity. Diversity indices and other landscape and class metrics that were extracted from the LULC map at the level of spatial observational units derived from remote sensing methods were efficient for correctly analyzing agroforestry landscape heterogeneity in all its dimensions.

Implementing this sampling strategy demonstrated after analysis that the three dimensions of landscape spatial heterogeneity (compositional, configurational and functional heterogeneities) were captured in the collected field samples. In feedback, these results confirmed the validity of the landscape heterogeneity stratification approach based only on *a priori* knowledge of landscape functioning combined with geospatial data and remote sensing methods. In landscape studies, this approach will enable the stratification of landscape spatial heterogeneity before sampling in the field, allowing us to take into account the different landscape subtypes in the sampling process and in the study in general. This reproducible approach was applied to illustrate that it can be used for tree biodiversity analysis, characterization and mapping of a complex AFS in sub-Saharan Africa.

To conclude, it should be noted that tree components represent an important dimension in the definition and conservation of biodiversity and in the improvement and sustainability of AFS productivity. Thus, to contribute to effective monitoring of the state of biodiversity conservation in AFSs (SDG15), as well as food security (SDG2), which is closely linked to AFS productivity and tree species diversity, these results should be further developed towards more exhaustive mapping of tree species. This tree dataset (9258 individuals) could then be used as training data to perform multisource remote sensing techniques using VHSR images. The density and representativeness of the tree dataset could also enable experimentation with species distribution modeling techniques.

CRediT authorship contribution statement

Babacar Ndao: Conceptualization, Methodology, Formal analysis, Writing - original draft. **Louise Leroux:** Methodology, Formal analysis, Software, Funding acquisition, Writing - review & editing. **Raffaele Gaetano:** Resources, Formal analysis. **Abdoul Aziz Diouf:** Methodology, Data curation, Software, Conceptualization. **Valérie Soti:** Conceptualization, Methodology. **Agnès Bégué:** Writing - review & editing, Supervision, Validation. **Cheikh Mbow:** Supervision, Writing - review & editing. **Bienvenu Sambou:** Supervision, Project administration.

Declaration of Competing Interest

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Acknowledgements

This study was supported by the LYSA project (DAR-TOSCA 4800001089), which was funded by the French Space Agency (CNES) APR; the SERENA project, which was funded by the CIRAD-INRA metaprogramme GloFoodS; and the SIMCo project (agreement number 201403286-10), which is funded by the Feed The Future Sustainable Innovation Lab (SIIL) through USAID AID-OOA-L-14-00006. The CIRAD and the CSE also provided technical and financial support for this study. B. Ndao was also supported by the CGIAR GLDC project. We acknowledge the Theia processing center at CNES, the Planet's Ambassador Program and the CNES for the access to the satellite images, namely, Sentinel-2, PlanetScope and Pléiades, respectively. The authors are very thankful to Dr. Ibrahima Thiaw, Cheikh Mamor Mbodji and Mor Fall for their help during the field survey in 2018.

References

Agroforestry Network. https://www.siani.se/wp-content/uploads/2018/09/AchievingTheGlobalGoalsThroughAgroforestry_FINAL_WEB_144 ppi-1.pdf.

AnaStat, 2020. Formations, Etudes, Conseil en Statistiques. https://www.anastats.fr/.

Andres, Christian, Bhullar, Gurbir S., 2016. "Sustainable Intensification of Tropical Agro-Ecosystems: Need and Potentials". *Frontiers in Environmental*. Science 4 (FEB), 1–10. https://doi.org/10.3389/fenvs.2016.00005.

Arbonnier, Michel, 2019. Arbres. Arbustes et Lianes Des Zones Sèches d'Afrique de l'Ouest. Quae Editi, Versailles (FR).

Barnes, E.M., Clarke, T.R., Richards, S.E., Colaizzi, P.D., Haberland, J., Kostrzewski, M., & Lascano, R.J. (2000, July). Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground based multispectral data. In Proceedings of the Fifth International Conference on Precision Agriculture, Bloomington, MN, USA (Vol. 1619). https://naldc.nal.usda.gov/download/4190/PDF.

Bayala, J., Sanou, J., Teklehaimanot, Z., Kalinganire, A., Ouédraogo, S.J., 2014. Parklands for Buffering Climate Risk and Sustaining Agricultural Production in the Sahel of West Africa. Current Opinion in Environmental Sustainability 6 (1), 28–34. https://doi.org/10.1016/j.cosust.2013.10.004.

Bayala, J., Sileshi, G.W., Coe, R., Kalinganire, A., Tchoundjeu, Z., Sinclair, F., Garrity, D., 2012. Cereal Yield Response to Conservation Agriculture Practices in Drylands of West Africa: A Quantitative Synthesis. Journal of Arid Environments 78 (March), 13–25. https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2011.10.011.

Bellón, Beatriz, Bégué, Agnès, Seen, Danny Lo, Lebourgeois, Valentine, Evangelista, Balbino Antônio, Simões, Margareth, Ferraz, Rodrigo Peçanha Demonte, 2018. Improved Regional-Scale Brazilian Cropping Systems' Mapping Based on a Semi-Automatic Object-Based Clustering Approach. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 68 (January), 127–138. https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.01.019.

Betbeder, Julie, Hubert-Moy, Laurence, Burel, Françoise, Corgne, Samuel, Baudry, Jacques, 2015. Assessing Ecological Habitat Structure from Local to Landscape Scales Using Synthetic Aperture Radar. Ecological Indicators 52, 545–557. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2014.11.009.

Bignebat, Céline, Sakho-Jimbira, Maam Suwadu, 2013. Migrations et diversification des activités économiques locales : étude du bassin arachidier du Sénégal. Mondes en développement 164 (4), 93–114. https://doi.org/10.3917/med.164.0093.

Bisquert, Mar, Bégué, Agnès, Deshayes, Michel, 2015. Object-Based Delineation of Homogeneous Landscape Units at Regional Scale Based on Modis Time Series. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 37, 72–82. https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.10.004.

Blaschke, T., 2010. Object Based Image Analysis for Remote Sensing. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 65 (1), 2–16. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004.

BPS, 1993. *Etude Semi Detaillee Des Sols de Nioro*. Edited by Bureau de pédologie du Sénégal. Ministère. Sénégal.

Brandt, Martin, Hiernaux, Pierre, Tagesson, Torbern, Verger, Aleixandre, Rasmussen, Kjeld, Diouf, Abdoul Aziz, Mbow, Cheikh, Mougin, Eric, Fensholt, Rasmus, 2016. Woody Plant Cover Estimation in Drylands from Earth Observation Based Seasonal Metrics. Remote Sensing of Environment 172, 28–38. https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.10.036.

Breiman, Leo, 2001. Random Forests. Machine Learning 45, 5–32. https://doi.org/10.1201/9780367816377-11.

Bueno, Anderson Saldanha, Masseli, Gabriel S., Kaefer, Igor L., Peres, Carlos A., 2019. Sampling Design May Obscure Species-Area Relationships in Landscape-Scale Field Studies. Ecography 42 (1), 107–118. https://doi.org/10.1111/ecog.04568.

Chen, Bin, Huang, Bo, Bing, Xu., 2017. Multi-Source Remotely Sensed Data Fusion for Improving Land Cover Classification. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 124 (December), 27–39. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.12.008.

Chikowo, Regis, Zingore, Shamie, Snapp, Sieglinde, Johnston, Adrian, 2014. Farm Typologies, Soil Fertility Variability and Nutrient Management in Smallholder Farming in Sub-Saharan Africa. Nutrient Cycling in Agroecosystems 100 (1), 1–18. https://doi.org/10.1007/s10705-014-9632-y.

Chivandi, Eliton, Mukonowenzou, Nyasha, Nyakudya, Trevor, Erlwanger, Kennedy Honey, 2015. Potential of Indigenous Fruit-Bearing Trees to Curb Malnutrition, Improve Household Food Security, Income and Community Health in Sub-Saharan Africa: A Review. Food Research International 76 (P4), 980–985. https://doi.org/10.1016/j.foodres.2015.06.015.

Coly, I., Akpo, L.E., Sarr, D., Malou, R., Dacosta, H., 2005. Caractérisation Agro-Écologique Du Terroir de La Nema En Zone Soudano-Sahelienne Au Sénégal : Typologie Des Parcs Agroforestiers. Agronomie Africaine 17 (1), 53–62.

CPCS, 1967. *Classification Des Sols*. Edited by Commision de Pédologie et de cartographie des sols. France. Laboratoire de Géologie-Pédologie de l'ENSA de GR!GNON.

Csillik, Ovidiu, and Mariana Belgiu. 2017. "Cropland Mapping from {Sentinel}-2 Time Series Data Using Object-Based Image Analysis," no. May: 9–12.

Cutler, D. Richard, Edwards, Thomas C., Beard, Karen H., Cutler, Adele, Hess, Kyle T., Gibson, Jacob, Lawler, Joshua J., 2007. Random Forests for Classification in Ecology. Ecology 88 (11), 2783–2792. https://doi.org/10.1890/07-0539.1.

D'Amour, Christopher Bren, Reitsma, Femke, Baiocchi, Giovanni, Barthel, Stephan, Güneralp, Burak, Erb, Karl Heinz, Haberl, Helmut, Creutzig, Felix, Seto, Karen C., 2017. In: Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, pp. 8939–8944. https://doi.org/10.1073/pnas.1606036114.

Dejong, T.M., 1975. A Comparison of Three Diversity Indices Based on Their Components of Richness and Evenness. Wiley on Behalf of Nordic Society Oikos 26 (2), 222–227.

Didan, K., 2015. MOD13Q1 MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. http://doi.org/10.5067/MODIS/MOD13Q1.006.

El-Gammal, M.I., Ali, R.R., Abou Samra, R.M., 2014. NDVI Threshold Classification for Detecting Vegetation Cover in Damietta Governorate, Egypt. Journal of American Science 10 (8), 108–113. https://doi.org/10.1088/1361-6560/aad43f.

Erikstad, Lars, Uttakleiv, Lars Andre, Halvorsen, Rune, 2015. Characterisation and Mapping of Landscape Types, a Case Study from Norway. Belgio no. 3.

Fahrig, Lenore, Baudry, Jacques, Brotons, Lluís, Burel, Françoise G., Crist, Thomas O., Fuller, Robert J., Sirami, Clelia, Siriwardena, Gavin M., Martin, Jean Louis, 2011. Functional Landscape Heterogeneity and Animal Biodiversity in Agricultural Landscapes. Ecology Letters 14 (2), 101–112. https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2010.01559.x.

Fauth, Peter T., Gustafson, Eric J., Rabenold, Kerry N., 2000. Using Landscape Metrics to Model Source Habitat for Neotropical Migrants in the Midwestern U.S. Landscape Ecology 15 (7), 621–631. https://doi.org/10.1023/A:1008179208018.

Faye, Mbène Dièye, Weber, John C, Mounkoro, Bayo, Dakouo, Joseph-Marie, 2010. Contribution of Parkland Trees to Farmers' Livelihoods: A Case Study from Mali. Development in Practice 20 (3), 428–434. https://doi.org/10.1080/09614521003710013.

Félix, Georges F., Scholberg, Johannes M.S., Clermont-Dauphin, Cathy, Cournac, Laurent, Tittonell, Pablo, 2018. Enhancing Agroecosystem Productivity with Woody Perennials in Semi-Arid West Africa. A Meta-Analysis. Agronomy for Sustainable Development 38 (6): 38, 57. https://doi.org/10.1007/s13593-018-0533-3.

Fernández, Néstor, Delibes, Miguel, Palomares, Francisco, 2007. Habitat-Related Heterogeneity in Breeding in a Metapopulation of the Iberian Lynx. Ecography 30 (3), 431–439. https://doi.org/10.1111/j.0906-7590.2007.05005.x.

Foli, Samson, Reed, James, Clendenning, Jessica, Petrokofsky, Gillian, Padoch, Christine, Sunderland, Terry, 2014. To What Extent Does the Presence of Forests and Trees Contribute to Food Production in Humid and Dry Forest Landscapes?: A Systematic Review Protocol. Environmental Evidence 3 (1), 15. https://doi.org/10.1186/2047-2382-3-15.

Forman, Richard T T, Godron, Michel, 1981. Patches and Structural Components for a Landscape Ecology. BioScience 31 (10), 733–740. https://doi.org/10.1016/j.athoracsur.2007.01.061.

Freycon, Vincent, Sabatier, Daniel, Paget, Dominique, Ferry, Bruno, 2003. Influence Du Sol Sur La Végétation Arborescente En Forêt Guyanaise: État Des Connaissances. Revue Forestiere Francaise 55 (SPEC. ISS.), 60–73. https://doi.org/10.4267/2042/5787.

Fritz, Steffen, See, Linda, McCallum, Ian, You, Liangzhi, Bun, Andriy, Moltchanova, Elena, Duerauer, Martina, et al., 2015. Mapping Global Cropland and Field Size. Global Change Biology 21 (5), 1980–1992. https://doi.org/10.1111/gcb.12838.

INP. 2013. "Atelier de Lancement Du Partenariat Sur Les Sols, Accra Le 04 Fevrier 2013." Sénégal. http://www.fao.org/fileadmin/user_upload/GSP/docs/West_africa_partner/Senegal_Ndene.pdf.

Froger, M, V Cellier, and J-N Aubertot. 2016. Outil d'aide à La Conception de Stratégies d'échantillonnage Pour Caractériser La Composante Biotique Des Agroécosystèmes. Edited by Projet CASIMIR. INRA Scien. France: Projet CASIMIR.

Gaetano R., Dupuy S., Lebourgeois V., Le Maire G., Tran A., Jolivot A., Bégué A., "The MORINGA Processing Chain: Automatic Object-based Land Cover Classification of Tropical Agrosystems using Multi-Sensor Satellite Imagery", 2019, in ESA Living Planet Symposium (LPS 2019), (Milan, Italy).

Gao, Bo-cai, 1996. NDWI—A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water from Space. Remote Sensing of Environment 58 (3), 257–266. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3.

Godard, Vincent, 2007. Réflexion Sur Le Plan d'échantillonnage Appliquée à La Quantification Des Paysages : Exemples d'évaluation Des Dégâts Tempétueux Observés Dans Deux Forets Françaises (Conches-Breteuil, Eure, et Fontainebleau, Seine-et-Marne). L'Espace Géographique 36 (3), 237–250.

Groom, Geoff, Mücher, C.A., Ihse, Margareta, Wrbka, Thomas, 2006. Remote Sensing in Landscape Ecology: Experiences and Perspectives in a European Context. Landscape Ecology 21, 391–408. https://doi.org/10.1007/s10980-004-4212-1.

Harlio, Annika, Mikko Kuussaari, Risto K. Heikkinen, and Anni Arponen. 2019. "Incorporating Landscape Heterogeneity into Multi-Objective Spatial Planning Improves Biodiversity Conservation of Semi-Natural Grasslands." Journal for Nature Conservation 49 (December 2018): 37–44. https://doi.org/10.1016/j.jnc.2019.01.003.

Hashim, H., Z. Abd Latif, and N. A. Adnan. 2019. "Urban Vegetation Classification With Ndvi Threshold Value Method With Very High Resolution (Vhr) Pleiades Imagery." ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XLII-4/W16 (October): 237–40. https://doi.org/10.5194/isprs-archives-xlii-4-w16-237-2019.

Hernández-Stefanoni, J. Luis, Dupuy, Juan Manuel, 2008. Effects of Landscape Patterns on Species Density and Abundance of Trees in a Tropical Subdeciduous Forest of the Yucatan Peninsula. Forest Ecology and Management 255 (11), 3797–3805. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2008.03.019.

Hill, M.O., 1973. Diversity and evenness: A unifying notation and its consequences. Ecology 54 (March), 427–432. https://doi.org/10.2307/1934352.

Hunsaker, Carolyn T., O'Neill, Robert V., Jackson, Barbara L., Timmins, S.P., Levine, Daniel A., Norton, Douglas J., 1994. Sampling to Characterize Landscape Pattern. Landscape Ecology 9 (3), 207–226. https://doi.org/10.1007/BF00134748.

Husson, François, Josse, Julie, Pagés, Jérôme, 2010. Principal Component Methods - Hierarchical Clustering - Partitional Clustering: Why Would We Need to Choose for Visualizing Data? Formalized Mathematics. 18 https://doi.org/10.2478/v10037-010-0003-0.

Ickowitz, A., B. Powell, D. Rowland, A. Jones, and T. Sunderland. 2019. "Agricultural Intensification, Dietary Diversity, and Markets in the Global Food Security Narrative." Global Food Security 20 (February 2018): 9–16. https://doi.org/10.1016/j.gfs.2018.11.002.

ITT Vis. 2008. ENVI Feature Extraction Module User's Guide. Edited by ITT Visual Information Solutions. ITT Vis.

Jagoret, Patrick, 2011. Analyse et Évaluation de Systèmes Agroforestiers Complexes Sur Le Long Terme : Application Aux Systèmes de Culture à Base de Cacaoyer Au Centre Cameroun. MONTPELLIER SUPAGRO.

Jedicke, Von Eckhard, 2001. Biodiversität, Geodiversität, Ökodiversität: Kriterien Zur Analyse Der Land-Schaftsstruktur - Ein Konzeptioneller Diskussionsbeitrag. Naturschutz Und Landschaftsplanung 33 (2/3), 59–68.

Jose, Shibu, 2009. Agroforestry for Ecosystem Services and Environmental Benefits: An Overview. Agroforestry Systems 76 (1), 1–10. https://doi.org/10.1007/s10457-009-9229-7.

Jose, Shibu, 2012. Agroforestry for Conserving and Enhancing Biodiversity. Agroforestry Systems 85 (1), 1–8. https://doi.org/10.1007/s10457-012-9517-5.

Kassambara, Alboukadel. 2017a. "FAMD - Factor Analysis of Mixed Data in R: Essentials - Articles - STHDA." 2017.

Kassambara, Alboukadel. 2017b. "HCPC - Hierarchical Clustering on Principal Components: Essentials - Articles - STHDA." 2017.

Kehoe, Laura, Romero-Muñoz, Alfredo, Polaina, Ester, Estes, Lyndon, Kreft, Holger, Kuemmerle, Tobias, 2017. Biodiversity at Risk under Future Cropland Expansion and Intensification. Nature Ecology and Evolution 1 (8), 1129–1135. https://doi.org/10.1038/s41559-017-0234-3.

Kho, R.M., Yacouba, B., Yayé, M., Katkoré, B., Moussa, A., Iktam, A., Mayaki, A., 2001. Separating the Effects of Trees on Crops: The Case of Faidherbia Albida and Millet in Niger. Agroforestry Systems 52 (3), 219–238. https://doi.org/10.1023/A:1011820412140.

Kindt, Roeland, Coe, Richard, 2005. Tree Diversity Analysis A Manual and Software for Common Statistical Methods for Ecological and Biodiversity Studies. World Agro, Nairoby.

Koffi, C.K., Lourme-Ruiz, A., Djoudi, H., Bouquet, E., Dury, S., Gautier, D., 2020. The Contributions of Wild Tree Resources to Food and Nutrition Security in Sub-Saharan African Drylands: A Review of the Pathways and Beneficiaries. International Forestry Review 22 (1), 64–82. https://doi.org/10.1505/146554820828671490.

Kuyah, Shem, Öborn, Ingrid, Mattias Jonsson, A., Dahlin, Sigrun, Barrios, Edmundo, Muthuri, Catherine, Malmer, Anders, et al., 2016. Trees in Agricultural Landscapes Enhance Provision of Ecosystem Services in Sub-Saharan Africa. International Journal of Biodiversity Science, Ecosystem Services and Management 12 (4), 255–273. https://doi.org/10.1080/21513732.2016.1214178.

Lebourgeois, Valentine, Dupuy, Stéphane, Vintrou, Élodie, Ameline, Maël, Butler, Suzanne, Bégué, Agnès, 2017. A Combined Random Forest and OBIA Classification Scheme for Mapping Smallholder Agriculture at Different Nomenclature Levels Using Multisource Data (Simulated Sentinel-2 Time Series, VHRS and DEM). Remote Sensing 9 (3). https://doi.org/10.3390/rs9030259.

Lericollais, A., 1999. Paysans Sereers. Dynamiques Agraires et Mobilités Au Sénégal. *Nature Sciences Sociétés*. IRD Editio. 8 https://doi.org/10.1016/S1240-1307(00)88822-6.

Lericollais, A., 1969. Un Terroir Sérèr Du Sine (Sénégal): Sob (Arrondissement de Niakhar). Edited by CENTRE O.R.S.T.O.M. DE DAKAR-HANN. Sénégal.

Leroux, L., Falconnier, G.N., Diouf, A.A., Ndao, B., Gbodjo, J.E., Tall, L., Balde, A.A., Clermont-Dauphin, C., Affholder, F., Bégué, A., Roupsard, O., 2020. Using remote sensing to assess the effect of trees on millet yield in complex parklands of Central Senegal. Agric. Syst. 184, 1–13. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.102918.

Leroux, Louise, Bégué, Agnès, Seen, Danny Lo, Jolivot, Audrey, Kayitakire, Francois, 2017. Driving Forces of Recent Vegetation Changes in the Sahel: Lessons Learned from Regional and Local Level Analyses. Remote Sensing of Environment 191, 38–54. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.01.014.

Louppe, D., B. N'Dour, and S.A.N. Samba. 1996. "Influence de Faidherbia Albida Sur l'arachide et Le Mil Au Sénégal." In Les Parcs à Faidherbia" (Acacia Albida Parklands), edited by CIRAD, Cahiers Sc, 123–39. Montpellier, France.

Manfo, D.A., Tchindjang, M., Youta, H.J., 2015. Systèmes Agroforestiers et Conservation de La Biodiversité Dans Un Milieu Fortement Anthropisé : Le Cas d ' Obala. Revue Scientifique et Technique Forêt et Environnement Du Bassin Du Congo 5 (November), 22–34.

Marcon, Eric. 2017. Mesures de La Biodiversité. Edited by Master. Kourou. HAL Id: ce.

Mbow, Cheikh, Van Noordwijk, Meine, Luedeling, Eike, Neufeldt, Henry, Minang, Peter A., Kowero, Godwin, 2014. Agroforestry Solutions to Address Food Security and Climate Change Challenges in Africa. Current Opinion in Environmental Sustainability 6 (1), 61–67. https://doi.org/10.1016/j.cosust.2013.10.014.

McFeeters, S.K., 1996. The Use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the Delineation of Open Water Features. International Journal of Remote Sensing 17 (7), 1425–1432. https://doi.org/10.1080/01431169608948714.

Mcgarigal, Kevin. 2015. "Fragstats Help Document." Fragstats, no. April: 1–182. https://doi.org/10.1016/S0022-3913(12)00047-9.
Mercier, Audrey, Julie Betbeder, Florent Rumiano, Jacques Baudry, Valéry Gond, Lilian Blanc, Clément Bourgoin, et al. 2019. "Evaluation of Sentinel-1 and 2 Time Series for Land Cover Classification of Forest-Agriculture Mosaics in Temperate and Tropical Landscapes." Remote Sensing 11 (979). https://doi.org/10.3390/rs11080979.
Michon, G., De Foresta, H., 1997. Agroforests: Pre-Domestication of Forest Trees or True Domestication of Forest Ecosystems? Netherlands Journal of Agricultural Science 45 (4), 451–462.
Michon, G., and H. De Foresta. 1999. "Agro-Forests: Incorporating a Forest Vision in Agroforestry." In Agroforestry in Sustainable Agricultural Systems, edited by Fernandes Erick C.M. Buck Louise E., Lassoie James P., CRC Press. Whashington D. C.: LEWIS PUBLISHERS.
Miller, Daniel C., Muñoz-Mora, Juan Carlos, Christiaensen, Luc, 2017. Prevalence, Economic Contribution, and Determinants of Trees on Farms across Sub-Saharan Africa. Forest Policy and Economics 84, 47–61. https://doi.org/10.1016/j.forpol.2016.12.005.
Morris, E. Kathryn, Caruso, Tancredi, Buscot, François, Fischer, Markus, Hancock, Christine, Maier, Tanja S., Meiners, Torsten, et al., 2014. Choosing and Using Diversity Indices: Insights for Ecological Applications from the German Biodiversity Exploratories. Ecology and Evolution 4 (18), 3514–3524. https://doi.org/10.1002/ece3.1155.
Moser, Dietmar, Zechmeister, Harald G., Plutzar, Christoph, Sauberer, Norbert, Wrbka, Thomas, Grabherr, Georg, 2002. Landscape Patch Shape Complexity as an Effective Measure for Plant Species Richness in Rural Landscapes. Landscape Ecology 17 (7), 657–669. https://doi.org/10.1023/A:1021513729205.
Ndao, Babacar, Soti, Valérie, Menozzi, Philippe, Silvie, Pierre, 2017. Réalisation d'un Protocole d'échantillonnage Spatialisé, Pour l'étude de La Régulation Naturelle Des Ravageurs de Cultures de Bas-Fonds Rizicoles, Dans La Zone de Pelebina Au Bénin. Revue Ivoirienne Des Sciences et Technologie 29 (January), 193–212.
Newton, Adrian C., Hill, Ross A., Echeverría, Cristian, Golicher, Duncan, Benayas, José M., Cayuela, Luis, Hinsley, Shelley A., 2009. Remote Sensing and the Future of Landscape Ecology. Progress in Physical Geography 33 (4), 528–546. https://doi.org/10.1177/0309133309346882.
Oldeland, Jens, Dreber, Niels, Wesuls, Dirk, 2010. Diversity Measures in Comparative Rangeland Studies: Application and Advantages of Species Abundance Distributions and Diversity Profiles. DINTERIA, 31, 50–66.
Phalan, Ben, Onial, Malvika, Balmford, Andrew, Green, Rhys E., 2011. Reconciling Food Production and Biodiversity Conservation: Land Sharing and Land Sparing Compared. Science 333 (6047), 1289–1291. https://doi.org/10.1126/science.1208742.
Pielou, E.C., 1966. The Measurement of Diversity in Different Types of Biological Collections. Journal of Theoretical Biology 13 (C), 131–144. https://doi.org/10.1016/0022-5193(66)90013-0.
Planet Team. 2018. "Planet Imagery : Product Spesification." Planet. 2018.
R Core Team. 2018. "R Core Team (2018) R A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna. - Austria." 2018.
Rényi, Alfréd. 1961. "On Measures of Entropy and Information." In Fourth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, edited by University of California Press, 1: Contrib:547–61. California: Berkeley.
Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A., and Deering D.W. 1974. "Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS." In Third Earth Resources Technology Satellite–1 Syposium, edited by and M. Becker S.C. Freden, E.P. Mercanti, 1:309–17. Washington, D.C.: NASA SP-351, NASA,. https://doi.org/10.3390/rs11080979.
Samalens, J.C., 2009. Stratégies d'échantillonnage Des Dommages Forestiers à l'échelle Du Paysage : Application Aux Forêts Cultivées de Pin Maritime (Pinus Pinaster, Ait.) Http://Www.Theses.Fr. 2009 Bordeaux 1.
Sambou, Antoine, Sambou, Bienvenu, Ræbild, Anders, 2017. Farmers' Contributions to the Conservation of Tree Diversity in the Groundnut Basin, Senegal. Journal of Forestry Research 28 (5), 1083–1096. https://doi.org/10.1007/s11676-017-0374-y.
Sedda, Luigi, Lucas, Eric R., Djogbnou, Luc S., Edi, Ako V.C., Egyir-Yawson, Alexander, Kabula, Bilali I., Midega, Janet, Ochomo, Eric, Weetman, David, Donnelly, Martin J., 2019. Improved Spatial Ecological Sampling Using Open Data and Standardization: An Example from Malaria Mosquito Surveillance. Journal of the Royal Society Interface 16 (153). https://doi.org/10.1098/rsif.2018.0941.
Shannon, C.E. 1948. "A Mathematical Theory of Communication." Bell System Technical Journal 27 (April 1928): 379–423.
Sharma, Ram C., Keitarou Hara, and Hidetake Hirayama. 2017. "A Machine Learning and Cross-Validation Approach for the Discrimination of Vegetation Physiognomic Types Using Satellite Based Multispectral and Multitemporal Data." Scientifica 2017: 8 pages. https://doi.org/10.1155/2017/9806479.
Shi, Yan, Qi, Zhixin, Liu, Xiaoping, Niu, Ning, Zhang, Hui, 2019. Urban Land Use and Land Cover Classification Using Multisource Remote Sensing Images and Social Media Data. Remote Sensing 11 (22), 1–26. https://doi.org/10.3390/rs11222719.
Sileshi, Gudeta W., 2016. The Magnitude and Spatial Extent of Influence of Faidherbia Albida Trees on Soil Properties and Primary Productivity in Drylands. Journal of Arid Environments 132, 1–14. https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2016.03.002.
Simensen, Trond, Rune Halvorsen, and Lars Erikstad. 2018. "Methods for Landscape Characterisation and Mapping: A Systematic Review." Land Use Policy 75 (October 2017): 557–69. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.04.022.
Simpson, E.H., 1949. Measurement of Diversity. Nature 163 (688). https://doi.org/10.1038/163688a0.
Sinare, Hanna, Gordon, Line J., 2015. Ecosystem Services from Woody Vegetation on Agricultural Lands in Sudano-Sahelian West Africa. Agriculture, Ecosystems and Environment 200, 186–199. https://doi.org/10.1016/j.agee.2014.11.009.
Singh, J.S., Roy, P.S., Murthy, M.S.R., Jha, C.S., 2010. Application of Landscape Ecology and Remote Sensing for Assessment, Monitoring and Conservation of Biodiversity. Journal of the Indian Society of Remote Sensing 38 (3), 365–385. https://doi.org/10.1007/s12524-010-0033-7.
Soti, Valérie, Thiaw, Ibrahima, Debaly, Zinsou Max, Sow, Ahmadou, Diaw, Mously, Fofana, Souleymane, Diakhate, Mouhamadou, Thiaw, Cheikh, Brévault, Thierry, 2019. Effect of Landscape Diversity and Crop Management on the Control of the Millet Head Miner, Heliocheilus Albipunctella (Lepidoptera: Noctuidae) by Natural Enemies. Biological Control 129, 115–122. https://doi.org/10.1016/j.biocontrol.2018.10.006.
Soti, V., C. Lelong, F. R. Goebel, and T. Brévault. 2018. "Designing a Field Sampling Plan for Landscape-Pest Ecological Studies Using VHR Optical Imagery." International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 72 (December 2017): 26–33. https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.05.016.
Sow, A., Seye, D., Faye, E., Benoit, L., Galan, M., Haran, J., Brévault, T., 2020. Birds and bats contribute to natural regulation of the millet head miner in tree-crop agroforestry systems. Crop Prot 132, 105127. https://doi.org/10.1016/j.cropro.2020.105127.
Srivastavak, Vandita, 2006. Evaluation of Various Segmentation Tools For Extraction of Urban Features Using High Resolution Remote Sensing Data The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 34 2006 (Part XXX).
Strong, W.L., 2016. Biased Richness and Evenness Relationships within Shannon-Wiener Index Values. Ecological Indicators 67, 703–713. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.03.043.
Thierion, V., Alleaume, S., Jacqueminet, C., Vigneau, C., Renaud, J., Michel, K., Breton, V., et al., 2014. The Potential of Pléiades Imagery for Vegetation Mapping : An Example of Grasslands and Pastoral Environments To Cite This Version : HAL Id : Hal-01335884 The Potential of Pléiades Imagery for Vegetation Mapping : An Example of Grasslands and Pastoral Env. Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection 208, 105–110.
Thorpe, Andrea S., Barnett, David T., Elmendorf, Sarah C., Eve, Lyn S., Hinckley, David Hoekman, Jones, Katherine D., Levan, Katherine E., Meier, Courtney L., Stanish, Lee F., Thibault, Katherine M., 2016. Introduction to the Sampling Designs of the National Ecological Observatory Network Terrestrial Observation System. Ecosphere 7 (12), 1–11. https://doi.org/10.1002/ecs2.1627.
Tothmeresz, B., 1995. Comparison of Different Methods for Diversity Ordering. Journal of Vegetation Science 6 (2), 283–290.
Tucker, Compton J., 1979. Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation. Remote Sensing of Environment 8 (2), 127–150. https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0.
Udawatta, Ranjith P., Rankoth, Lalith M., Jose, Shibu, 2019. Agroforestry and Biodiversity. Sustainability (Switzerland) 11 (10). https://doi.org/10.3390/su11102879.
Uuemaa, Evelin, Marc Antrop, Jüri Roosaare, Riho Marja, and Ülo Mander. 2009. "Landscape Metrics and Indices: An Overview of Their Use in Landscape Research." Living Reviews in Landscape Research 3 (January 2014). https://doi.org/10.12942/lrlr-2009-1.
Waldner, François, De Abelleyra, Diego, Verón, Santiago R., Zhang, Miao, Bingfang, Wu., Plotnikov, Dmitry, Bartalev, Sergey, et al., 2016. Towards a Set of Agrosystem-Specific Cropland Mapping Methods to Address the Global Cropland Diversity. International Journal of Remote Sensing 37 (14), 3196–3231. https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1194545.
Walz, Ulrich, 2011. "Landscape Structure, Landscape Metrics and Biodiversity". *Living Reviews*. Landscape Research 5 (3).
Walz, Ulrich, Syrbe, Ralf Uwe, 2018. Landscape Indicators – Monitoring of Biodiversity and Ecosystem Services at Landscape Level. Ecological Indicators 94 (March), 1–5. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.02.058.
Wang, Jin Feng, Zhang, Tong Lin, Bo Jie, Fu., 2016. A Measure of Spatial Stratified Heterogeneity. Ecological Indicators 67, 250–256. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.02.052.
Wang, Jinfeng, Jiang, Chengsheng, Maogui, Hu., Cao, Zhi-Dong, Guo, Yan-Sha, Lee, Kuixin, Liu, Tie-Jun, Meng, Bin, 2013. Design-Based Spatial Sampling: Theory and Implementation. Environmental Modelling & Software 40 (February), 280–288. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2012.09.015.
WMO. 2012. Guide to Agricultural Meteorological Practices. Edited by World Meteorological Organization. Agricultural and Forest Meteorology. World Mete. Vol. 103. Switzerland. https://doi.org/10.1590/S0103-90162008000700016.
Xu, Hanqiu, 2006. Modification of Normalised Difference Water Index (NDWI) to Enhance Open Water Features in Remotely Sensed Imagery. International Journal of Remote Sensing 27 (14), 3025–3033. https://doi.org/10.1080/01431160600589179.
Yang, Xiaojun, Liu, Zhi, 2005. Quantifying Landscape Pattern and Its Change in an Estuarine Watershed Using Satellite Imagery and Landscape Metrics. International Journal of Remote Sensing 26 (23), 5297–5323. https://doi.org/10.1080/01431160500219273.
You, Minsheng, Vasseur, Liette, Regniere, Jacques, Zheng, Yunkai, 2009. The Three Dimensions of Species Diversity. The Open Conservation Biology Journal 3 (1), 82–88. https://doi.org/10.2174/1874839200903010082.

Resume

A l'interface entre sciences géographiques et sciences agronomiques, mes recherches contribuent à répondre à la problématique générale de l'évaluation spatio-temporelle des performances agronomiques, environnementales et socio-économiques de l'agriculture familiale africaine, en réponse aux changements globaux. Mes recherches s'inscrivent dans un contexte de profondes mutations technologiques parmi lesquelles les outils de télédétection jouent un rôle central. Les données satellitaires ou aéroportées, données d'enquête, d'inventaire ou d'expérimentation sont les fondements de mes recherches, les nouvelles méthodes d'analyses issues de l'intelligence artificielle en sont le ciment.

Les travaux présentés ici font la synthèse d'une dizaine d'années de recherche, s'articulant autour de trois composantes : la télédétection comme outil de description, avec un focus particulier sur la cartographie des paysages agricoles et leur diversité; la télédétection comme outil d'évaluation, notamment pour mesurer la production de végétation des paysages agricoles et enfin, la télédétection comme outil de compréhension, au travers notamment d'études portant sur l'analyse des relations entre composantes des paysages agricoles, production de végétation et sécurité alimentaire. Je conduis mes recherches à différentes échelles spatiales, de la parcelle cultivée à la région, et temporelles, du ponctuel aux tendances sur le long terme.

Ces différents thèmes de recherche sont illustrés principalement par des exemples d'étude sur des systèmes de cultures annuelles en Afrique de l'Ouest, en condition pluviale, avec un focus particulier sur les systèmes agroforestiers de type parc agroforestier.

Mots cles : Agroécologie, agroforesterie, télédétection, modélisation, productivité, paysages

Abstract

At the interface between geographical and agronomic sciences, my research contributes to the general question of spatio-temporal assessment of the agronomic, environmental and socio-economic performances of African smallholder farming, in response to global change. My research takes place in a context of profound technological change, in which remote sensing tools and analytics play a central role. Satellite or airborne data, survey, inventory or experimental data are the foundations of my research, while new analysis methods based on artificial intelligence are the cement.

The work presented here synthesizes some ten years of research, organized around three components: remote sensing as a descriptive tool, with a particular focus on the mapping of agricultural landscapes and their diversity; remote sensing as an assessment tool, notably to measure the vegetation production of agricultural landscapes; and finally, remote sensing as a tool for understanding, particularly through studies focusing on the analysis of relationships between agricultural landscape components, vegetation production and food security. I conduct my research at different spatial scales, from the cultivated plot to the region, and at different temporal scales, from one-off events to long-term trends.

These various research themes are illustrated mainly by examples of studies on annual cropping systems in West Africa, under rainfed conditions, with a particular focus on agroforestry systems of the parklands type.

Key-words: Agroecology, agroforestry, remote sensing, modelling, productivity, landscapes