Update Sciences & technologies

TÉLÉDÉTECTION ET MODÉLISATION SPATIALE

Applications à la surveillance et au contrôle des maladies liées aux moustiques

Annelise Tran, Éric Daudé, Thibault Catry, coord.

éditions Quæ

Chapitre 5

Texture des images satellite et caractérisation des milieux urbains favorables aux moustiques vecteurs

Claire Teillet, Ophélie Hoarau, Nausicaa Habchi-Hanriot, Benjamin Pillot, Thibault Catry, Annelise Tran

La texture est une notion importante du traitement d'images, utilisée lors des étapes de classification, de segmentation ou de synthèse des images (Busch *et al.*, 2004). L'information texturale est souvent utilisée en complémentarité avec les informations spectrales pour décrire une image (Pacifici *et al.*, 2009) en la décomposant en fréquences et orientations. Haralick (1979) a montré qu'une texture peut être représentée selon deux dimensions : la première correspond à la description du motif en termes de fréquence et d'orientation, la seconde correspond à l'organisation spatiale de ces motifs (Haralick, 1979). La notion de texture, bien que très dépendante des cas d'application et difficilement généralisable, renvoie d'abord à une recherche d'homogénéité au sein des variations de tons de gris *via* l'identification de motifs dans l'image (Caloz et Collet, 2001).

Les principales notions liées à l'analyse de texture sont illustrées dans la figure 5.1. La répétition régulière d'un motif dans une ou plusieurs directions correspond à une texture anisotrope, tandis qu'une répartition aléatoire des pixels dans toutes les directions est considérée comme une texture isotrope, pour laquelle on observe une certaine homogénéité de la structure. Une texture anisotrope est donc caractérisée par des propriétés dépendantes de la direction, alors que l'isotropie est indépendante de la direction (figure 5.1a). Une micro-texture et une macro-texture représentent respectivement les détails très fins et les détails les plus grossiers d'une texture (figure 5.1b). De plus, la texture varie avec l'échelle d'observation, une fenêtre d'analyse d'un objet doit être suffisamment grande pour inclure le motif définissant la texture, mais suffisamment petite pour conserver la dépendance spatiale et permettre d'identifier la texture correspondant à l'objet (figure 5.1c). Lors de changements d'échelle et donc de fenêtre d'analyse, un motif peut être perdu mais d'autres motifs peuvent être mis en évidence. Ces notions d'échelles d'analyse de la texture font écho aux résolutions spatiales des images d'observation de la Terre utilisées en entrée des méthodes d'extraction de l'information texturale (figure 5.1d).

L'analyse de texture a été largement utilisée pour le traitement et l'extraction d'information des images satellite, en particulier dans des études sur les milieux forestiers

et urbains (Lefebvre, 2011 ; Pandey *et al.*, 2021 ; Proisy *et al.*, 2007 ; Puissant *et al.*, 2006 ; Ruiz Hernandez et Shi, 2018). En milieu urbain, la densité et la proportion de végétation et de bâti, ainsi que les arrangements spatiaux entre bâti et végétation, sont les principales composantes de la texture. L'information texturale a jusqu'à présent très rarement été exploitée dans le cadre d'études sur les maladies vectorielles dues à certaines espèces de moustiques (cf. chapitre 1), alors qu'elle pourrait compléter les indicateurs environnementaux, climatiques et démographiques présentés dans les chapitres précédents, en particulier pour les moustiques vecteurs de la dengue *Ae. aegypti* et *Ae. albopictus*, principalement présents en milieu urbain.

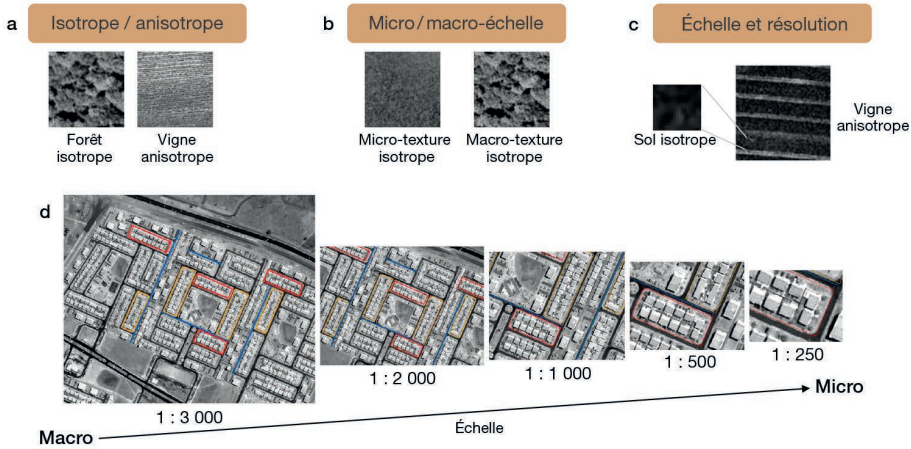

Figure 5.1. Notions clefs pour l'analyse de texture d'images satellite.

Dans ce chapitre, différentes applications d'analyse texturale sont présentées. En particulier, l'implémentation de l'approche FOTO (Couteron *et al.*, 2006) sur des images Pléiades à très haute résolution spatiale a permis d'étudier les relations entre des variables urbaines issues des images, la distribution des cas de dengue et la disponibilité en gîtes larvaires pour des applications au Brésil et à La Réunion.

Différentes méthodes pour caractériser la texture d'une image

Il existe de nombreuses méthodes d'analyse de texture, dont l'approche statistique et l'approche fréquentielle.

Un exemple d'analyse statistique : la matrice de cooccurrence de niveaux de gris et les indices d'Haralick

Il s'agit d'une approche basée sur la représentation des niveaux de gris en statistique qui consiste à calculer une matrice de cooccurrence de ces niveaux (GLCM pour *Grey Level Co-occurrence Matrix*). Cette matrice est la représentation dans une image du nombre d'occurrences de paires de niveaux de gris séparées par une certaine distance dans une direction donnée (figure 5.2a). Haralick (1979) propose le calcul d'indices à partir de cette matrice, dont les plus pertinents pour les études du milieu urbain sont : l'énergie, l'entropie, le contraste, la corrélation et l'homogénéité (Maillard, 2003 ; Pacifici *et al.*, 2009).

Un exemple d'analyse fréquentielle : la transformée de Fourier

Fourier a démontré au XIXe siècle que les fonctions périodiques peuvent être décomposées selon une somme de fonctions sinusoïdales et co-sinusoïdales. Un signal discret peut ainsi être représenté par une fonction composée d'une fréquence fondamentale (la plus basse), des harmoniques (les multiples) et des coefficients de la série de Fourier. Ce sont ces coefficients qui permettent de comprendre la contribution de chaque fréquence à la formation du signal (Caloz et Collet, 2001).

La représentation fréquentielle d'une transformée de Fourier est un spectre d'amplitude correspondant à des valeurs d'énergie pour chaque fréquence (figure 5.2b). Le spectre rend donc compte de la distribution énergétique de l'image en respectant la périodicité et l'orientation de la texture. Plus on s'éloigne du centre, plus la fréquence observée est élevée. Une texture lisse aura au centre un spectre correspondant à des valeurs de basses fréquences. À l'inverse, une texture rugueuse aura des valeurs plus étalées dans le spectre et correspondra à des hautes fréquences (Regniers, 2014). Les transformées de Fourier permettent ainsi de passer du domaine spatial au domaine fréquentiel à partir de la décomposition fréquentielle des signaux qui constituent une texture.

L'algorithme FOTOTEX repose sur cette approche fréquentielle par transformée de Fourier. Les détails de la méthode et le principe de sa mise en œuvre sont présentés dans la section suivante.

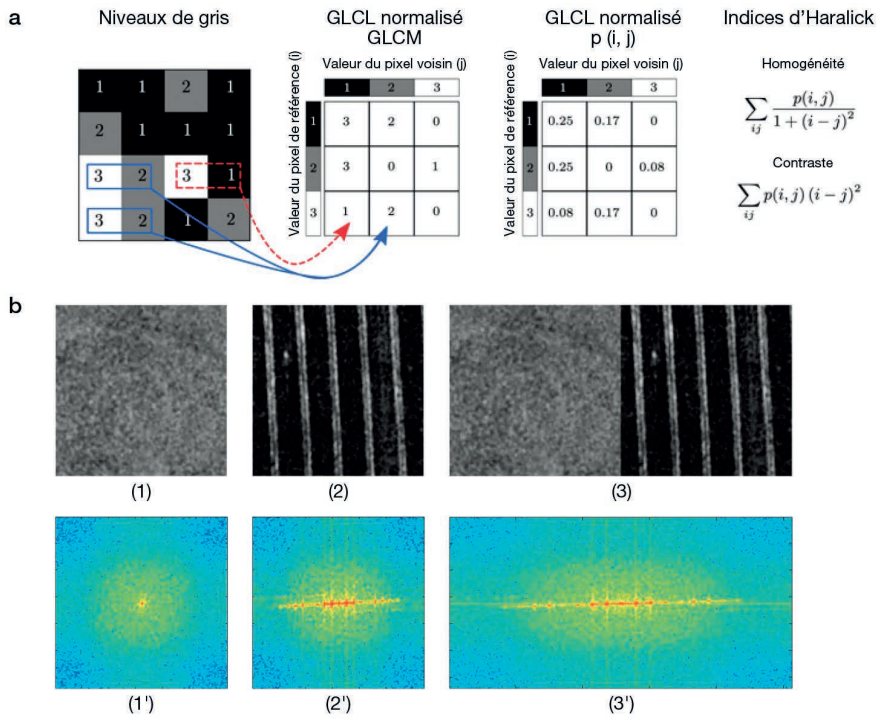

Figure 5.2. Exemple d'analyse de texture par (a) une analyse statistique grâce à une matrice de cooccurrence de niveaux de gris et aux indices d'Haralick et (b) une analyse fréquentielle à travers les spectres de la transformée de Fourier en 2D pour : (1-1') prairies, (2-2') céréales, (3-3') prairies + céréales. Sources : (a) Brynolfsson *et al.* (2017) ; (b) Lefebvre (2011).

▸▸ Étude des relations entre variables urbaines et distribution des cas de dengue à Brasília par une approche texturale

Contexte

Dans le cadre du projet Apureza (Analyse par télédétection des relations entre paysages urbains dengue et Zika) financé par le Cnes (2017-2020), un algorithme de caractérisation multi-échelle de la texture des zones urbaines a été développé. Il vise à évaluer l'apport d'une approche texturale fréquentielle à l'étude des relations entre variables urbaines et distribution des cas de dengue, en particulier dans la ville de Brasília, quartier de São Sebastião (Teillet *et al.*, 2021).

Ces dernières années, une très forte augmentation des cas de dengue a en effet été observée à Brasília : en 2004-2005 il y avait 200 cas confirmés alors qu'en 2015 leur nombre atteignait 11 722.

Données

Pour la caractérisation de l'emprise urbaine, une image Sentinel-2 à haute résolution spatiale (HR) du 31 août 2018 a été utilisée, téléchargée depuis la plateforme de mise à disposition des produits Sentinel du programme Copernicus[1] de l'ESA (Agence spatiale européenne). Les images Sentinel-2 comptent treize bandes spectrales pour une résolution spatiale comprise entre 10 et 60 m.

Pour la caractérisation de l'intra-urbain, une image Pléiades à très haute résolution spatiale (THR) du 14 janvier 2020 a été fournie par l'équipe GEOSUD de Montpellier[2]. Elle est composée de plusieurs bandes : une bande panchromatique P (480-830 nm) à 0,7 m de résolution rééchantillonnée à 0,5 m et des bandes multispectrales (MS) à 2,8 m, rééchantillonnées à 2 m, incluant les canaux bleu (430-550 nm), vert (490-610 nm), rouge (600-720 nm) et proche infrarouge (750-950 nm).

Méthode

La méthodologie développée utilise des informations de texture extraites de ces données d'observation de la Terre acquises à différentes résolutions spatiales pour caractériser les paysages urbains des pays du Sud à trois échelles différentes, définies dans le cadre du centre d'expertise scientifique « Urbain » de Theia[3] :
– l'empreinte urbaine (macro-échelle) ;
– l'échelle des unités urbaines (méso-échelle) ;
– l'échelle des objets tels que les bâtiments (micro-échelle).

Pour cela, l'algorithme FOTOTEX est utilisé et se fonde sur l'algorithme « FOTO » (pour *Fourier-based Textural Ordination*), qui visait à l'origine à caractériser les modèles de végétation des écosystèmes tropicaux (Couteron *et al.*, 2006 ; Proisy *et al.*, 2007). Afin de disposer d'un outil simple, robuste et efficace, cette version de l'algorithme a été développée en Python et mise à disposition en ligne[4]. L'algorithme a été

1. https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home
2. https://ids-dinamis.data-terra.org/
3. https://www.theia-land.fr/ceslist/ces-urbain
4. https://framagit.org/espace-dev/fototex

optimisé en matière de processus et de temps de calcul. Les détails de l'utilisation et de la paramétrisation de l'algorithme FOTOTEX sont disponibles dans l'article de Teillet *et al.* (2021). La méthode est présentée ici de façon synthétique.

Étape 1 : Partitionnement de l'image

La première étape de la méthode consiste à partitionner l'image (figure 5.3a). Ce partitionnement correspond à la définition de la règle de parcours d'une fenêtre sur l'image. Deux méthodes de découpage sont disponibles : la méthode par bloc (méthode *block*), qui analyse la texture pour chaque fenêtre de l'image bloc par bloc, et la méthode par déplacement (méthode *moving_window*), qui analyse la texture pour une fenêtre donnée en glissant d'ouest en est et du nord au sud avec un décalage d'un pixel.

Étape 2 : Analyse spectrale par transformée de Fourier et calcul des « r-spectres »

Une transformée de Fourier rapide (FFT) est calculée pour chaque fenêtre d'analyse de l'image originale et permet d'exprimer la variance de l'image sous la forme d'une somme pondérée de formes d'ondes cosinus et sinus dont la direction et la fréquence spatiale varient (Couteron *et al.*, 2006 ; Lang *et al.*, 2018 ; Proisy *et al.*, 2007 ; figure 5.3b). Les coefficients de pondération quantifient la contribution de chaque fréquence et chaque direction à la formation du signal. Un « périodogramme », calculé pour chaque fenêtre, exprime la proportion de variance expliquée

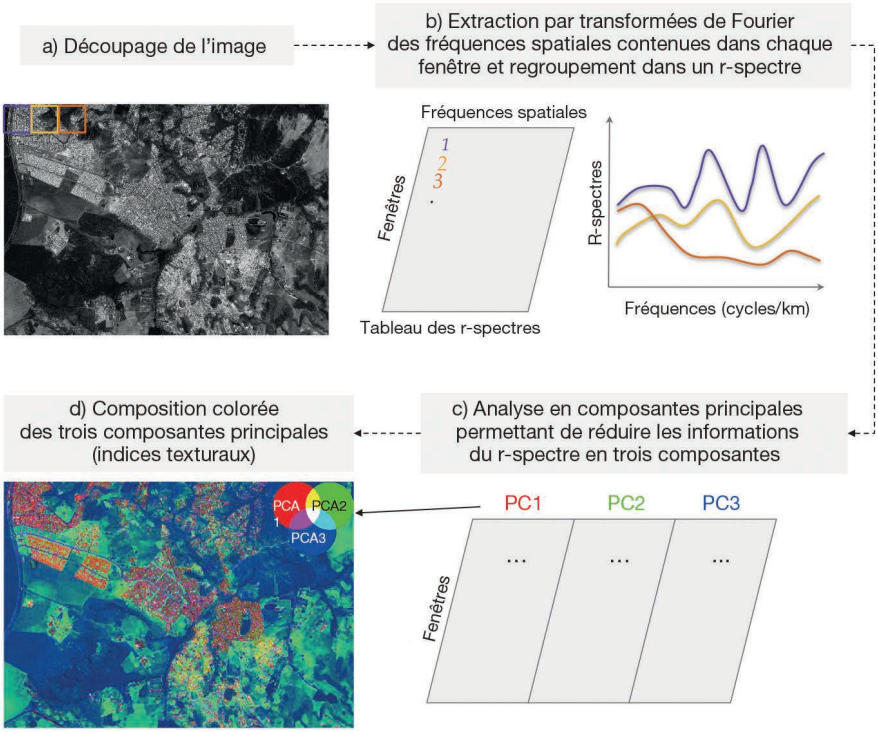

Figure 5.3. Cadre méthodologique simplifié de l'algorithme FOTOTEX.

par chaque paire de fréquences (p, q), où p et q sont des fréquences spatiales dans les directions des colonnes et des lignes de l'image (Proisy *et al.*, 2007). Finalement, un r-spectre isotrope est calculé moyennant les valeurs du périodogramme dans toutes les directions (de 0° à 360°) pour obtenir un spectre radial moyen, appelé « r-spectre », noté I(r), pour chaque fenêtre d'analyse. Un tableau synthétisant l'information des r-spectres est produit ; dans ce tableau, chaque ligne correspond au r-spectre d'une fenêtre et chaque colonne correspond à une fréquence spatiale (Lang *et al.*, 2018).

Étape 3 : Analyse en composantes principales

Une analyse en composantes principales (ACP) est appliquée au tableau des r-spectres afin de résumer l'information qu'il contient (figure 5.3c et d). Cette méthode statistique consiste à transformer des variables corrélées entre elles en nouvelles variables, nommées « composantes principales » ou « axes principaux », décorrélées les unes des autres — l'information est ainsi réduite, car les premiers axes suffisent à représenter une grande proportion de la variabilité totale. Les trois premiers axes résultant de l'ACP sont des indices texturaux qui peuvent ensuite être visualisés sous la forme d'une image composite rouge-vert-bleu (RVB) [Proisy *et al.*, 2007].

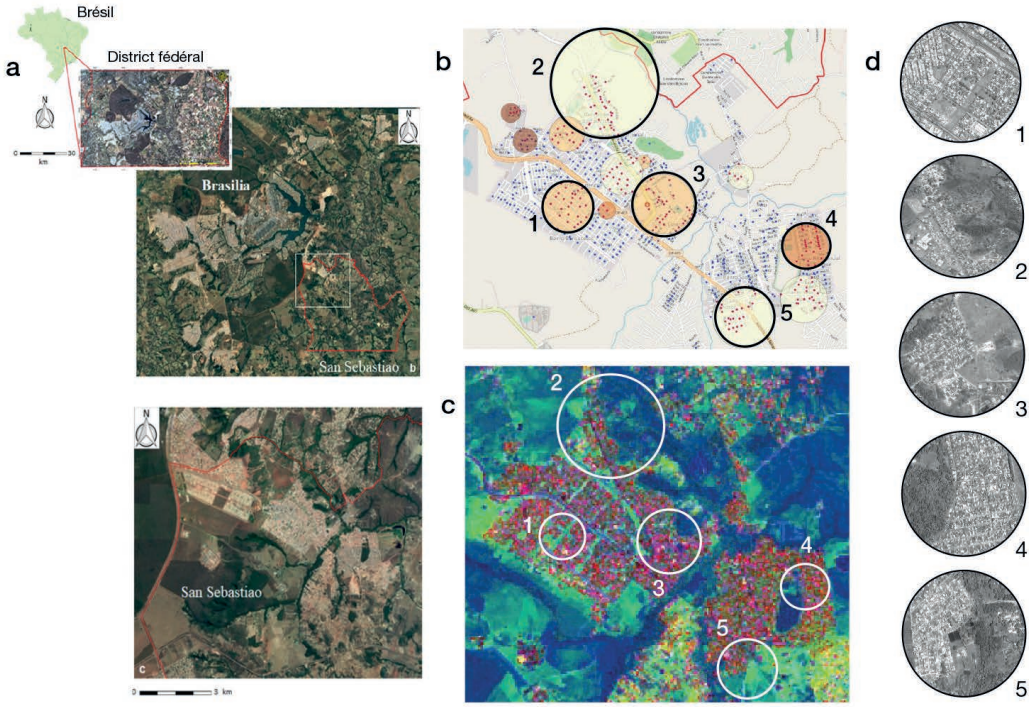

Figure 5.4. Distribution des clusters de cas de dengue à São Sebastião (Brasília) en fonction des types de quartiers identifiés par la texture des images Pléiades.

(a) Localisation de la zone d'étude, le quartier de São Sebastião, Brasília (Brésil). (b) Clusters de cas de dengue identifiés par SATSCAN pour la période 2007-2017. (c) Composition colorée RVB en sortie de FOTOTEX. (d) Organisation du bâti et de la végétation sur une image Pléiades définissant la typologie urbaine correspondant à chaque cluster.

Résultats

La figure 5.4 présente les résultats obtenus sur São Sebastião, quartier de Brasília au Brésil (figure 5.4a). L'information de texture issue de FOTOTEX permet d'une part de délimiter l'emprise urbaine (échelle macro) à partir de l'image Sentinel-2 et, d'autre part, d'identifier des quartiers représentés par des informations de textures différentes au sein de cette zone urbaine (figure 5.4b).

Ces quartiers sont liés à une distribution spatio-temporelle hétérogène des cas de dengue (figure 5.4c). En effet, des clusters de cas ont été identifiés à l'aide du logiciel SATSCAN[5] sur les données de cas de dengue géolocalisés dans la zone pour la période 2007-2017 issus de la base SINAN[6]. Chaque cluster est caractérisé par une configuration spécifique du paysage urbain, avec une organisation spatiale particulière entre le bâti (structure, densité, hauteur) et la végétation urbaine notamment (figure 5.4d).

Des analyses statistiques ont montré que la densité du bâti et la proportion de végétation, facteurs principaux composant l'information de texture en milieu urbain, sont corrélées positivement avec le nombre de cas de dengue à São Sebastião. Des corrélations positives existent également avec d'autres variables comme la température de surface.

▸▸ Cartographie de la distribution des gîtes larvaires potentiels du moustique-tigre à La Réunion

Contexte

Dans le cadre du projet Anisette (Analyse inter-site : évaluation de la télédétection comme outil prédictif pour la surveillance et le contrôle de maladies causées par des moustiques), l'algorithme FOTOTEX décrit précédemment a été appliqué sur l'île de La Réunion. Ce département français de l'océan Indien présente un relief accidenté (entre 0 et 3 070 m) qui contraint à concentrer l'habitat sur les zones littorales. Le moustique-tigre, *Aedes albopictus*, y est le principal vecteur d'arbovirus, comme ceux de la dengue (épidémies en 1977, 2004 et depuis 2016) et du chikungunya (épidémie en 2005-2006). Dans cette étude, les relations entre les indices texturaux obtenus et des données de terrain sur le nombre de gîtes larvaires du moustique-tigre ont été analysées, ceci afin de cartographier les zones propices à la prolifération d'*Ae. albopictus,* à une échelle régionale (Hoarau, 2021).

Données

Données sur les gîtes larvaires du moustique-tigre

Dans le cadre de ses actions de lutte antivectorielle (LAV), l'agence régionale de santé (ARS) de La Réunion collecte des données sur les gîtes larvaires en procédant à une prospection des jardins par porte-à-porte (figure 5.5). Pour chaque zone de surveillance entomologique (ZSE), constituée d'environ 200 maisons, les données collectées sont le nombre et le type de gîtes potentiels. Pour cette étude nous disposions des données de 346 ZSE (sur un total de 1 203 suivies par l'ARS, soit un quart) collectées entre janvier 2020 et mars 2022.

5. https://www.satscan.org/
6. https://portalsinan.saude.gov.br/

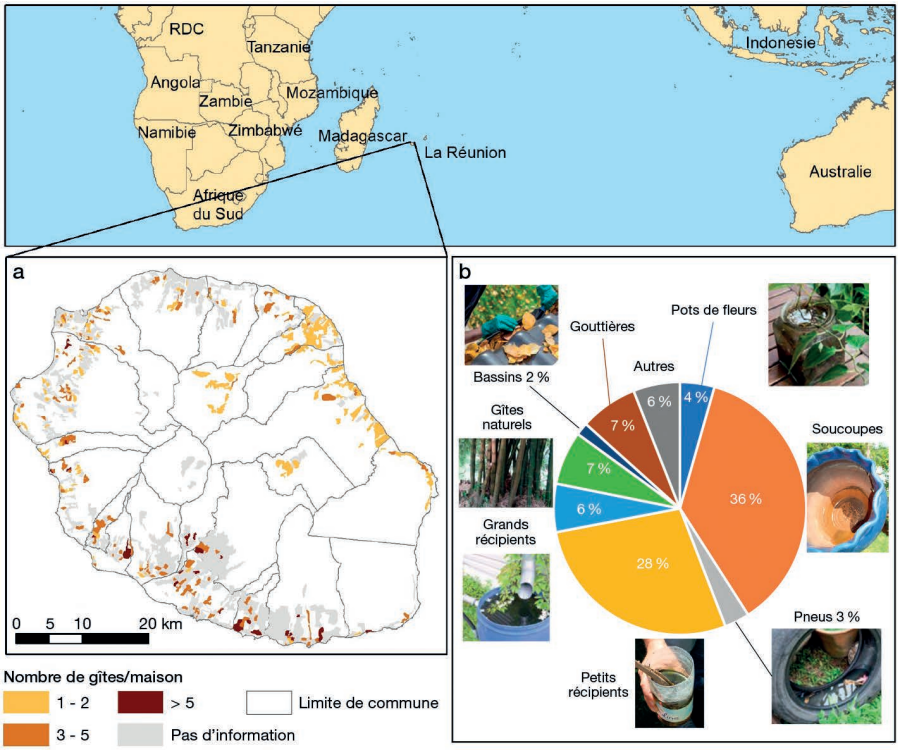

Figure 5.5. Typologie et répartition des gîtes larvaires du moustique-tigre à La Réunion, 2021-2022.

(a) Nombre de gîtes potentiels observés par quartier. (b) Répartition selon les types de gîtes observés. Source : (a) données ARS La Réunion.

Données environnementales

La mosaïque Pléiades 2020 de La Réunion est un produit généré à partir de douze images diffusées dans le cadre de Kalideos[7]. Les caractéristiques de ces images ont été précisées précédemment.

Les données sur le cumul annuel de pluies et la moyenne annuelle de température obtenues par interpolation des données du réseau de mesure Météo-France/Cirad ont été téléchargées depuis le portail de l'Atlas web agricole pour la recherche[8].

Méthodes

Calcul des indices texturaux

Après différents tests sur des extraits d'images, l'algorithme FOTOTEX a été appliqué selon les étapes décrites précédemment sur les zones bâties de la mosaïque Pléiades (figure 5.6a) avec une taille de fenêtre carrée de 67 pixels de côté (soit 33,5 m) et par la méthode de découpage par bloc (figure 5.6b).

7. https://www.kalideos.fr
8. https://aware.cirad.fr/

Calculs des indices spectraux

Différents indices ont été calculés à partir de la mosaïque Pléiades : des indices de végétation (figure 5.6c) et d'eau à différence normalisée (ces indices sont décrits dans le chapitre 2), ainsi que l'indice de brillance (IB) calculé à partir des bandes rouge et proche-infrarouge et qui permet de mettre en évidence les surfaces réfléchissantes comme les zones de bâti, routes, sols nus, etc. (figure 5.6d).

Analyses statistiques

Les corrélations entre le nombre de gîtes larvaires potentiels observés (variable à expliquer) et la moyenne pour chaque quartier des valeurs des indices texturaux, spectraux, des précipitations et températures annuelles (variables explicatives) ont été étudiées par une analyse univariée (en testant les variables une à une), puis par une analyse multivariée, combinant les variables les plus significatives, à l'aide d'un modèle linéaire généralisé (GLM).

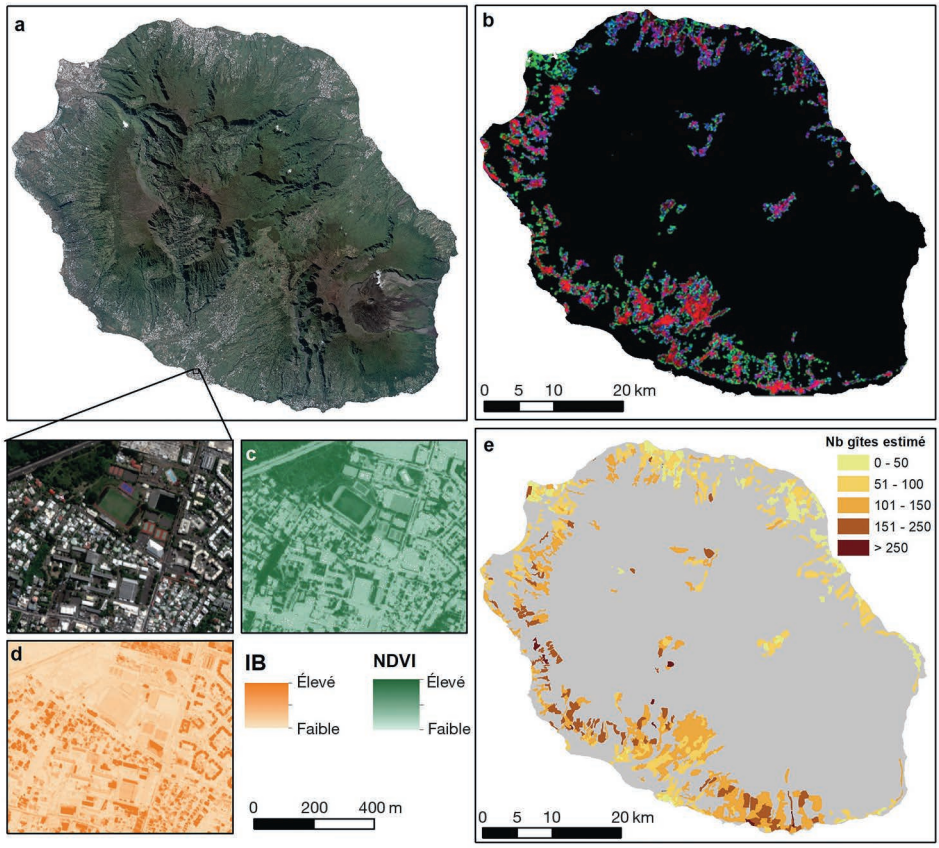

Figure 5.6. Illustration d'indices texturaux et spectraux calculés à partir d'une mosaïque Pléiades, île de La Réunion, 2020, et cartographie prédictive du nombre de gîtes larvaires potentiels du moustique-tigre à l'échelle des zones de surveillance entomologique.

(a) Mosaïque Pléiades 2020. (b) Composition colorée RVB en sortie de FOTOTEX. (c) Indice de végétation (NDVI). (d) Indice de brillance (IB). (e) Nombre de gîtes larvaires potentiels estimé par ZSE.

Résultats

Comme pour les sites d'étude au Brésil, la visualisation des indices texturaux issus de l'algorithme FOTOTEX met en évidence une typologie de quartiers (figure 5.6b) :
– quartiers avec une densité de bâtiments très élevée et peu de végétation ;
– quartiers avec des bâtiments plus distants, séparés par de la végétation ;
– quartiers avec une densité de bâtiments très faible avec une forte présence de végétation ;
– zones industrielles caractérisées par la présence de grands bâtiments, de larges surfaces imperméabilisées et peu de végétation.

Ces indices, combinés aux autres variables environnementales (indices spectraux, précipitations, température) ont été identifiés comme significativement corrélés aux données de terrain sur les gîtes larvaires d'*Ae. albopictus* (Hoarau, 2021). La relation obtenue permet ensuite de prédire, pour tous les quartiers de l'île, le nombre de gîtes larvaires potentiels, en fonction des variables environnementales (figure 5.6e).

Conclusion

Les résultats présentés dans ce chapitre, basés sur l'utilisation de FOTOTEX, illustrent l'apport de l'indication de texture pour la caractérisation des zones urbaines. La texture fournit une information complémentaire à celle issue des indices spectraux ou de l'occupation du sol. En particulier, il est possible de décrire l'urbain à différentes échelles et notamment d'identifier des unités urbaines caractérisées par des typologies spécifiques (structures spatiales hétérogènes au niveau du bâti et de la végétation). Ces informations se révèlent particulièrement pertinentes pour l'étude des relations entre les paysages urbains et la dynamique spatio-temporelle de la dengue à partir d'imageries à très haute résolution spatiale (Pléiades, SPOT 6/7), comme nous l'avons montré au Brésil et à La Réunion.

Dans ces deux zones, des analyses statistiques ont permis de mettre en évidence que le signal de texture des unités urbaines est fortement corrélé à la distribution spatiale des cas de dengue (Brésil) et représente un bon indicateur du nombre de gîtes larvaires potentiels dans les zones urbaines (La Réunion). La mise en évidence de ces corrélations constitue un apport important dans l'étude des dynamiques de populations de moustiques et du risque de transmission de la dengue en contexte urbain. En effet, la texture contenue dans les images satellite à très haute résolution spatiale, en prédisant assez bien le nombre de gîtes larvaires potentiels, permet de s'affranchir du manque de données collectées *in situ*.

Ces jeux de données, dont l'apport est précieux pour la calibration et la validation des sorties de modèles de cartographie prédictive des densités de moustiques comme Alborun (Tran *et al.*, 2020) ou Arbocarto (voir chapitre 8), sont rares, ce qui représente souvent une limite forte des applications en santé. Il serait donc possible d'utiliser l'information de texture comme une variable d'entrée des modèles pour des applications sur des sites où les données de gîtes larvaires ne sont pas disponibles. De même, les liens entre texture et dynamique spatio-temporelle des cas ouvrent des perspectives dans l'étude du risque de transmission de la dengue à partir de l'imagerie satellite. Il s'agit cependant d'un mécanisme très complexe faisant intervenir de nombreuses variables, rendant indispensable l'utilisation de données complémentaires à l'imagerie satellite.

Références

Brynolfsson P., Nilsson D., Torheim T., Asklund T., Karlsson C.T., Trygg J., Nyholm T., Garpebring A., 2017. Haralick texture features from apparent diffusion coefficient (ADC) MRI images depend on imaging and pre-processing parameters. *Scientific Reports*, 7 (1), 4041.

Busch A., Boles W., Sridharan S., 2004. Logarithmic quantisation of wavelet coefficients for improved texture classification performance, *in IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 17-21 May 2004, Montreal, QC, Canada, IEEE, iii-569.

Caloz R., Collet C., 2001. *Précis de télédétection – Volume 3 : Traitements numériques d'images de télédétection*, Québec, Presses de l'Université du Québec – Agence Universitaire de la Francophonie, 386 p. (coll. Universités francophones).

Couteron P., Barbier N., Gautier D., 2006. Textural Ordination Based on Fourier Spectral Decomposition: A Method to Analyze and Compare Landscape Patterns. *Landscape Ecology*, 21, 555–567.

Haralick R., 1979. Statistical and Structural Approaches to Texture. *Proceedings of the IEEE*, 67 (5), 786-804.

Hoarau O., 2021. *Télédétection et modélisation de populations de moustiques vecteurs : Extraction d'indicateurs paysagers à partir d'images d'Observation de la Terre pour l'estimation de la distribution des gîtes larvaires en milieu urbain*, mémoire de master 2, spécialité Sciences de la terre, des planètes et de l'environnement, Université de La Réunion, Saint-Denis, 38 p.

Lang M., Alleaume S., Luque S., Baghdadi N., Féret J.-B., 2018. Monitoring and Characterizing Heterogeneous Mediterranean Landscapes with Continuous Textural Indices Based on VHSR Imagery. *Remote Sensing*, 10 (6), 868.

Lefebvre A., 2011. *Contribution de la texture pour l'analyse d'images à très haute résolution spatiale : application à la détection de changement en milieu périurbain*, thèse de doctorat, Université Rennes 2, Université Européenne de Bretagne, 284 p.

Maillard P., 2003. Comparing Texture Analysis Methods through Classification. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 4 (11), 357-367.

Pacifici F., Chini M., Emery W., 2009. A neural network approach using multi-scale textural metrics from very high-resolution panchromatic imagery for urban land-use classification. *Remote Sensing of Environment*, 113 (6), 1276-1292.

Pandey G., Sharma V., Chaudhary P., Chowdary V., 2021. Integration of Texture and Spectral Response with AI Techniques for Buildings Footprint Identification Using High-Resolution Satellite Images. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 49 (6), 1439-1452.

Proisy C., Couteron P., Fromard F., 2007. Predicting and mapping mangrove biomass from canopy grain analysis using Fourier-based textural ordination of IKONOS images. *Remote Sensing of Environment*, 109 (3), 379-392.

Puissant A., Hirsch J., Weber C., 2006. The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 26 (4), 733-745.

Regniers O., 2014. *Méthodes d'analyse de texture pour la cartographie d'occupations du sol par télédétection très haute résolution : Application à la forêt, la vigne et les parcs ostréicoles*, thèse de doctorat, Université de Bordeaux, 165 p. https://hal.archives-ouvertes.fr/tel-01143739.

Ruiz Hernandez I., Shi W., 2018. A Random Forests classification method for urban land-use mapping integrating spatial metrics and texture analysis. *International Journal of Remote Sensing*, 39 (4), 1175-1198.

Teillet C., Pillot B., Catry T., Demagistri L., Lyszczarz D., Lang M., Couteron P., Barbier N., Adou Kouassi A., Gunther Q., Dessay N., 2021. Fast Unsupervised Multi-Scale Characterization of Urban Landscapes Based on Earth Observation Data. *Remote Sensing*, 13 (12), 2398.

Tran A., Mangeas M., Demarchi M., Roux E., Degenne P., Haramboure M., Le Goff G., Damiens D., Gouagna L.C., Herbreteau V., Dehecq J.-S., 2020. Complementarity of empirical and process-based approaches to modelling mosquito population dynamics with *Aedes albopictus* as an example - Application to the development of an operational mapping tool of vector populations. *PLoS One*, 15 (1), e0227407.