

Fusion d'informations multi-sources pour le suivi des coupes de canne à sucre à La Réunion

Multi-source information fusion for sugarcane harvest monitoring in Reunion Island

M. El Hajj¹

S. Guillaume²

A. Bégue³

¹ Cemagref, UMR TETIS

² Cemagref, UMR ITAP

³ CIRAD, UMR TETIS

Montpellier, F-34093 France, mahmoud.elhajj@teledetection.fr
Montpellier, F-34196 France, serge.guillaume@montpellier.cemagref.fr
Montpellier, F-34093 France, agnes.begue@teledetection.fr

Résumé :

Dans ce papier on présente un système d'aide à la décision pour le suivi des coupes de canne à sucre qui intègre des informations provenant de trois sources hétérogènes : une série temporelle d'images satellite, un modèle de culture et des connaissances expertes. Le système est basé sur la logique floue, et ses règles sont générées automatiquement par un arbre de décision flou construit en s'appuyant sur un jeu d'apprentissage. Les performances du système sont analysées sur deux exploitations de canne à la Réunion en utilisant une série d'images SPOT-5. Les résultats montrent que le système peut être utilisé d'une façon opérationnelle : la précision globale en utilisant une série de 3 images par an est supérieure à 92 %; elle atteint 97 % avec 9 images par an.

Mots-clés :

Série temporelle, modèle de culture, connaissances expertes, canne à sucre, fusion, arbre de décision flou.

Abstract:

In this paper, we present a support decision system for sugarcane harvest monitoring that combines information from three heterogeneous sources: time series of satellite images, crop growth modeling and expert knowledge. The system is based on fuzzy logic. Its rules are automatically generated by a fuzzy decision tree using a set of learning data. System performances are analyzed on two sugarcane farms in Reunion Island using a time series of SPOT-5 images. Results show that the system can be used in an operational way: the overall accuracy using a series of 3 images per year exceeds 92%; it reaches 97% with 9 images per year.

Key words:

Time series, crop model, expert knowledge, sugarcane, fusion, fuzzy decision tree.

1 Introduction

Chaque année, environ 20 millions d'hectares sont cultivés en canne à sucre dans plus de 100 pays tropicaux (FAOSTATS, 2007). La surface cultivée en canne augmente régulièrement : d'une part à cause de l'augmentation de la consommation de sucre dans les pays en développement, et d'autre part, en raison de l'essor des bio-énergies. L'un des principaux besoins exprimés par l'industrie de la canne à sucre à travers le monde est d'avoir une information continue sur l'avancement de la récolte tout au long de la saison, et ceci pour accroître l'efficacité à la fois dans l'usine et au champ. Un outil prometteur permettant de répondre à ce besoin est l'analyse et l'exploitation des séries temporelles d'images satellite (STIS). Celles-ci sont notamment utilisées pour la classification de l'occupation du sol [1], la cartographie des utilisations saisonnières des terres [2] et la cartographie de la rotation des cultures [3].

Plusieurs chercheurs ont signalé l'apport des STIS pour le suivi de la récolte de canne à sucre [4-6]. Cependant, la méthode proposée par ces chercheurs, basée sur une comparaison de classifications multi-spectrales mono-dates, a deux inconvénients majeurs :

- La subjectivité et le temps considérable à investir dans la phase de photo-interprétation qui est nécessaire pour réduire le nombre de classes résultantes des classifications multi-spectrales ;
- La confusion entre les différents états de surface lorsque le délai entre deux images claires (sans nuages) est important (supérieur à 2 mois) ; il est difficile dans ce cas de distinguer une récolte sur pied d'une repousse qui a été récoltée en début de saison.

Par conséquent, il est nécessaire d'élaborer et de développer une nouvelle méthode automatique et robuste qui, en plus des STIS, s'appuie sur des informations issues d'autres sources.

Le but de cette étude est de présenter un système d'aide à la décision pour le suivi des coupes de canne à sucre qui traite des informations provenant des STIS, de la modélisation de croissance de la canne, et des connaissances expertes.

2 Site d'étude et données disponibles

Le site d'étude est composé de deux exploitations de canne à sucre situées dans la partie nord-est de l'île de la Réunion. La première exploitation se trouve à une altitude moyenne de 107 m et comporte 33 parcelles avec une surface moyenne de 5,4 ha. La deuxième exploitation se trouve à une altitude allant de 160 à 550 m et dispose de 46 parcelles avec une surface moyenne de 3,5 ha. Les données satellite utilisées dans cette étude sont 18 images SPOT-5 acquises entre le 10 janvier 2003 et le 7 décembre 2004 (Figure 1). Les deux instruments de SPOT-5 (HRG1 et HRG2) permettent d'acquérir le rayonnement dans quatre bandes spectrales vert, rouge, proche infra-rouge (PIR) et moyen infra-rouge (MIR) avec une haute résolution spatiale : 10 m pour les trois premières bandes et 20 m pour la bande MIR. Les images appartiennent à la base de données Kalideos construite par le CNES [7]. Toutes les images ont été ortho-rectifiées et corrigées géométriquement sur le système de

coordonnées UTM (zone 40 sud), avec une erreur quadratique moyenne inférieure à 0,5 pixel.

La radiométrie des images a été corrigée pour que les valeurs des pixels représentent les réflectances TOC (Top Of Canopy) dans les quatre bandes spectrales [8]. Des masques de nuages et de saturation radiométrique sont disponibles pour chaque date d'acquisition. Un parcellaire, définissant les limites de chaque parcelle sur le site d'étude, est également disponible.

Des données climatiques journalières enregistrées aux stations météorologiques les plus proches des deux exploitations ont été recueillies pour la période d'acquisition satellite. Ces données sont les précipitations journalières (mm), le potentiel d'évapotranspiration (mm), le rayonnement global (J/m^2), et les valeurs minimale, maximale et moyenne de température (en °C). Ces données climatiques sont nécessaires pour alimenter le modèle de croissance de canne à sucre.

Une base de vérité terrain a été construite en utilisant les dates de récolte rapportées par les agriculteurs pour chaque parcelle au cours des campagnes de 2003 et de 2004. Cette base de données indique l'état de chaque parcelle (si elle a été coupée ou non) entre deux images successives.

3 Système d'aide à la décision

Le système d'aide à la décision indique, pour chacune des parcelles, si elle a été coupée entre deux dates d'acquisition d'image t et t' . Il s'appuie sur trois sources d'information : une série temporelle d'images satellite, un modèle de croissance de canne à sucre et des connaissances expertes.

L'intégration de ces trois sources hétérogènes se fait au sein d'une base de règles floues. Ce formalisme permet de gérer l'imprécision des données et l'approximation du raisonnement mis en œuvre. En outre, grâce à l'inférence floue, des facteurs de confiance peuvent être associés aux sorties du système.

Nous présentons tout d'abord les sources d'information à partir desquelles les variables

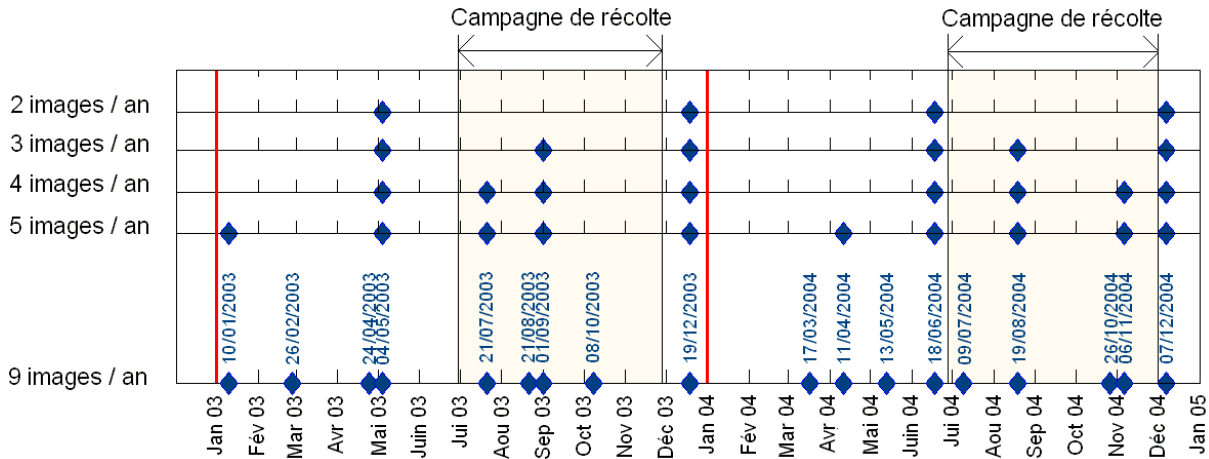


Figure 1 – Sur l’axe le plus bas (9 images / an), les dates d’acquisition satellite de la série complète ; Sur les autres axes, les échantillonnages réalisés pour construire des séries avec 5, 4, 3 et 2 images par an respectivement.

d’entrée du système ont été construites, ensuite nous décrivons les principaux composants du système.

3.1 Sources d’information

Série temporelle

La série temporelle d’images SPOT-5 est la principale source d’information. Des signatures temporelles de NDVI¹ (éq. 1) à l’échelle de la parcelle ont été extraites pour chacune des parcelles sur le site d’étude, et ceci à partir des images et du parcellaire. L’extraction de ces signatures a été réalisée après l’élimination des pixels saturés et/ou contaminés par les nuages en utilisant les masques disponibles pour chaque date.

$$NDVI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_{rouge}}{\rho_{PIR} + \rho_{rouge}} \quad (1)$$

Modèle de culture

Le modèle de croissance de canne à sucre MOSICAS [9] est la deuxième source d’information. Il fournit une information sur la possibilité de récolte d’une parcelle de canne qui est indépendante des images satellite et qui est basée essentiellement sur

¹ Normalized Difference Vegetation Index ; cet indice est calculé à partir des réflectances dans le rouge (ρ_{rouge}) et dans le proche infra-rouge (ρ_{PIR}).

les données climatiques. Cette information, bien qu’imprécise, est particulièrement intéressante lorsque le délai entre deux images satellite claires (sans nuages) est supérieur à deux mois.

MOSICAS est un modèle dynamique qui estime la croissance de la canne à sucre à un pas de temps journalier, en utilisant des paramètres climatiques et biophysiques du sol. Avec ce modèle, on a simulé des signatures temporelles de LAI² pour chaque parcelle sur le site d’étude. Ces signatures ont ensuite été transformées, via un modèle linéaire, en signatures temporelles de NDVI [10]. Un indicateur utile pour la détection des coupes en a été déduit : il s’agit du nombre de jours nécessaire (T_n), à partir d’une date donnée, pour que le NDVI d’une parcelle de canne atteigne un niveau donné.

Cette information est une « estimation » basée sur des données qui ne sont pas directement reliées au phénomène étudié. Sa nature est ainsi complètement différente de celle des informations extraites à partir des images satellite qui elles sont basées sur des « mesures » de réflectance.

Connaissances expertes

La troisième source d’information est l’ensemble des connaissances agronomiques sur la canne à sucre. Elles permettent de

² Leaf Area Index

mieux comprendre la relation entre les dynamiques des signaux extraits à partir de la STIS et les changements des états de parcelle et apportent des contraintes temporelles très utiles notamment en cas de manque d'information radiométrique. Des exemples de paramètres définissant ces contraintes temporelles sont la longueur nominale du cycle de canne ainsi que les dates d'ouverture et de fermeture des usines sucrières.

Les informations issues de cette source n'étant pas basées sur des « mesures » ni sur des « estimations », leur nature est encore différente que celle des informations provenant des deux sources précédentes.

3.2 Construction des variables

Les 11 variables d'entrée du système d'aide à la décision sont construites à partir des informations extraites depuis les trois sources hétérogènes. Le premier groupe de variables (In1, In2, In3, In4 et In5) est lié à l'information temporelle, le second groupe (In6, In7 et In8) se base sur les valeurs de NDVI, et le troisième (In9, In10 et In11) sur la dynamique de NDVI. Une description détaillée de ces variables est fournie dans [10]. Voici une présentation sommaire :

- In1 et In2 sont les dates d'acquisition t et t' définissant la période pour laquelle le système doit décider si la parcelle de canne a été coupée ou non.

- In3 compare la distance temporelle entre t et la dernière date de coupe avec la longueur nominale d'un cycle de canne.

- In4 compare la distance temporelle entre t et t' avec le T_n issu du modèle de culture.

- In5 compare la différence entre t et la date du début de campagne avec T_n .

- In6 et In7 sont les valeurs de NDVI à l'échelle de la parcelle, calculées aux dates t et t' respectivement.

- In8 indique la quantité de t'' dont le niveau de NDVI est « élevé » (t'' = toutes les dates avant t').

- In9 compare la différence bi-date de valeurs de NDVI calculées aux dates t et t' avec un seuil défini.

- In10 et In11 vérifient si le signe du gradient entre NDVI à t' et le NDVI à t'' est négatif ou positif.

Les partitions des variables d'entrée, floues pour la plupart, ont été définies par les experts. A titre d'exemple, la figure 2 montre les sous-ensembles flous du NDVI (variables In6 et In7) :

- Un NDVI « faible » (inférieur à 0,30) correspond généralement à des résidus et aux sols nus après la récolte de la parcelle.

- Dans la phase de croissance, le NDVI est « moyen » (entre 0,30 et 0,75). Il est également « moyen » pendant la phase de sénescence.

- À la fin du stade de croissance et avant la sénescence, le NDVI est « élevé » (supérieur à 0,75).

Les informations extraites de la série temporelle ont contribué à la définition de toutes les variables d'entrée du système en fournissant soit des valeurs de NDVI soit des dates d'acquisition.

Les connaissances expertes ont été utilisées dans la définition de la plupart des variables, d'une part par l'intégration de l'information sur le système cultural de la canne (longueur nominale d'un cycle de repousse ; dernière date de coupe ; dates de début et de fin de campagne) et d'autre part dans la configuration des partitions.

L'information provenant de la modélisation de croissance de canne a contribué à la définition de deux variables principales, In4 et In5, qui évaluent les possibilités de récolte en comparant des informations temporelles.

La variable de sortie du système comporte deux possibilités : *Coupe* et *Non coupe*.

3.3 Génération de la base de règles

La base de règles du système gère le comportement de l'inférence en utilisant les termes linguistiques associés aux variables d'entrée et de sortie. Cette base regroupe une collection de règles de type « Si X alors Y » (éq. 2) :

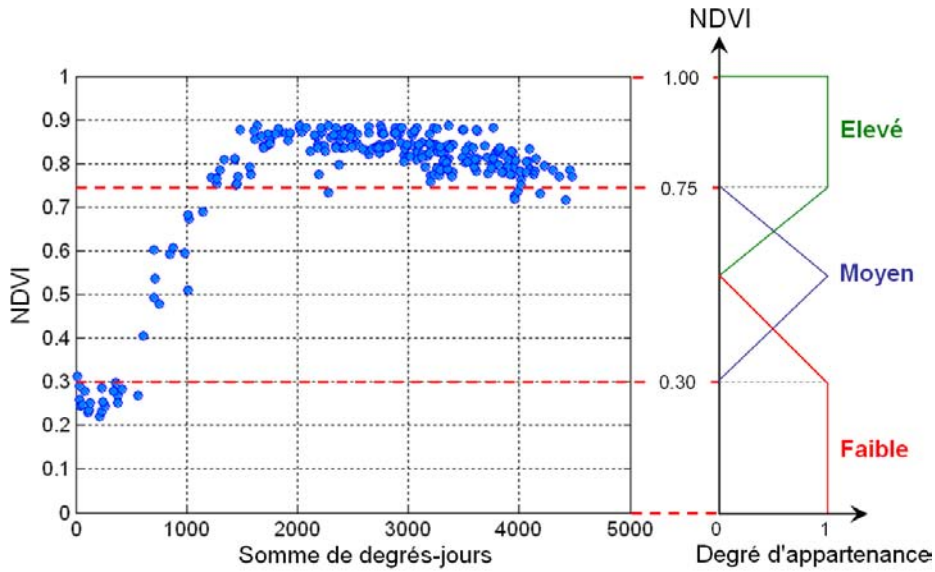


Figure 2 – Sous-ensembles flous du NDVI avec des profils de NDVI de plusieurs parcelles en fonction de la somme de degrés-jour.

Règle r : Si x_1 est A_1^r et x_2 est A_2^r ... et x_n est A_n^r alors y est B^r (2)

où A_k^r est le terme linguistique de la variable d'entrée In_k utilisé par la règle r , et B^r est la conclusion de la règle.

La base de règle de notre système a été générée automatiquement avec le logiciel FisPro [11]. Cette génération a été fondée sur la construction d'un arbre de décision flou en utilisant un jeu d'apprentissage.

Les arbres de décision flous proposés dans FisPro sont basés sur une implémentation floue de l'algorithme ID3 [12]. Le partitionnement de chaque variable d'entrée doit être réalisé avant de lancer l'algorithme.

3.4 Inférence

La technique d'inférence utilisée dans notre système est basée sur la méthode de Mamdani. Le poids w^r attribué à la conclusion B^r de chaque règle r activée est calculé en combinant les degrés d'appartenance des prémisses avec l'opérateur conjonctif *min* :

$$w^r(B^r) = \min(\mu_{A_1^r}(x_1), \mu_{A_2^r}(x_2), \dots, \mu_{A_p^r}(x_p)) \quad (3)$$

où $\mu_{A_i^r}(x_i)$ est le degré d'appartenance de la valeur x_i au sous-ensemble flou A_i^r .

L'agrégation des différentes conclusions est ensuite réalisée à l'aide de l'opérateur disjonctif *max*. Par conséquent, le degré d'appartenance μ_j affecté à la conclusion j est calculé comme suit:

$$\begin{cases} \forall j = 1, \dots, m \\ \mu_j = \left\{ \max_r (w^r(B^r)) \mid B^r = j \right\} \end{cases} \quad (4)$$

La décision finale du système est la conclusion j ayant la μ_j la plus élevée.

4 Résultats

Le système a été utilisé pour détecter les coupes des parcelles de canne sur le site d'étude. Afin d'analyser la collaboration des différentes sources d'informations, les performances ont été évaluées :

- avec des fréquences d'acquisition d'images différentes (Figure 1) ;
- avec et sans le modèle de culture ;
- avec et sans une partie de la connaissance experte ;
- avec différentes configurations d'apprentissage.

La validation du système a été faite à chaque fois sur les données qui ne sont pas utilisées pour l'apprentissage. Les règles générées sont toutes interprétables [13] grâce aux termes linguistiques associés aux variables d'entrée et de sortie.

Dix itérations ont été réalisées pour chaque cas afin que les conclusions des analyses soient générales et indépendantes d'une sélection particulière de jeu d'apprentissage.

4.1 Collaboration des sources

L'analyse de la collaboration des sources d'information est basée sur les valeurs de précision globale (PG) du système issues des matrices de confusion obtenues en comparant les décisions à la vérité terrain.

Contribution du nombre d'images

La figure 3 montre l'évolution de la PG en fonction du nombre d'images par an en utilisant 50 % de données pour l'apprentissage (environ 30 parcelles par image). Avec 2 images par an seulement (une avant la campagne de récolte et une après), la PG moyenne (pour les 10 itérations) n'est pas très satisfaisante : sa moyenne est de l'ordre de 90,91 %. A partir de 3 images par an, la PG s'améliore nettement, avec une moyenne supérieure à 94 % ; sa valeur atteint 97,3 % avec une série de 9 images par an.

L'écart type de la PG diminue avec l'augmentation du nombre d'images par an. Sa valeur varie entre 2,78 et 0,84 pour 2 et 9 images par an respectivement.

En utilisant 10 % de données seulement pour l'apprentissage (environ 6 parcelles par image), la PG obtenue est supérieure à 92,2 % à partir de 3 images par an ; elle atteint 97 % avec 9 images par an.

Contribution du modèle de canne à sucre

La figure 4 montre, en gris sombre, la contribution du modèle de canne à sucre dans la PG du système, en utilisant 50 % de données pour l'apprentissage. Chaque barre de l'histogramme correspond à la moyenne (pour les 10 itérations) de la différence entre

la PG obtenue en utilisant toutes les sources d'informations et celle obtenue en ignorant les variables d'entrée liées au modèle.

On remarque que le modèle contribue positivement quelque soit la fréquence d'acquisition d'images. Cette contribution varie de 0,81 % (avec 2 images par an) jusqu'à 2,51 % (avec 5 images par an). Au delà de 5 images par an, la contribution du modèle baisse jusqu'à 1,82 % (avec 9 images par an).

Contribution de quelques variables expertes

Les connaissances expertes interviennent dans différentes parties du système : dans le choix des variables d'entrée nécessaires pour répondre à la problématique, dans la définition des partitions de ces variables, ainsi que dans l'intégration de certains indicateurs utiles sur le cycle de la canne. Dans cette sous-section, on montre les résultats obtenus en éliminant « une partie de la connaissance experte », celle qui est liée au cycle de la canne : longueur du cycle nominal et date de coupe antérieure de chaque parcelle. La figure 4 illustre, en gris clair, les résultats en utilisant 50 % de données pour l'apprentissage. On remarque que plus on a de données (nombre d'images supérieur ou égale à 4) moins cette partie de la connaissance experte intervient (contribution négative ou proche de zéro). Avec un faible nombre d'images par an (inférieur ou égale à 3) la contribution de ces connaissances est supérieure à 0,9 % en moyenne.

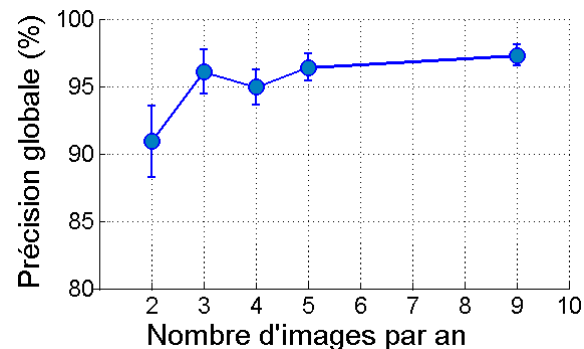


Figure 3 – Précision globale en fonction du nombre d'images par an.

4.2 Comparaison

On a comparé les performances de notre système avec celles du système de détection automatique de coupes qu'on a développé dans [14].

La différence majeure entre les deux systèmes est la base de règles ; dans le système de [14] une base de 116 règles a été définie par un expert, tandis que la base de règle dans ce papier a été générée automatiquement en utilisant un jeu d'apprentissage constitué de 50 % de données.

Le nombre de règles générées automatiquement par apprentissage varie en moyenne (pour les 10 itérations) entre 7 règles pour une série de 2 images par an et 47 règles pour 9 images par an. Les règles induites sont toujours nettement moins nombreuses que les règles expertes.

En comparant les PG des deux systèmes on a remarqué que le système présenté dans ce papier est beaucoup plus avantageux en terme de besoin en nombre d'images par an : avec le système à base de règles expertes, un nombre minimal de 5 images par an est requis pour avoir une PG supérieure à 92 % et en dessous de ce seuil la PG chute significativement (inférieure à 75 %) ; avec la génération automatique de règles par apprentissage, la PG est très satisfaisante (supérieure à 94 %) à partir de 3 images par an seulement.

5 Conclusion

On a présenté dans ce papier un système d'aide à la décision pour la détection automatique de coupes de canne à sucre. En se basant sur la logique floue, le système intègre des informations issues de trois sources hétérogènes et de natures différentes : les séries temporelles d'images satellite, un modèle de culture et les connaissances expertes. La base de règles du système est générée automatiquement par un arbre de décision flou construit en s'appuyant sur un jeu d'apprentissage.

Les résultats obtenus lors de l'évaluation du système sur une série d'images SPOT-5 acquise sur La Réunion sont très satisfaisants et montrent que le système pourrait être utilisé d'une façon opérationnelle. En effet, un faible jeu d'apprentissage (10 % de données) ainsi qu'un faible nombre d'images par an (3 images) suffisent pour que le système fournisse des décisions avec une précision globale de l'ordre de 92 % ; cette précision globale augmente avec l'augmentation du nombre d'images dans la série et du pourcentage d'apprentissage pour atteindre une valeur de 97 %.

Le système présenté dans ce papier est transférable à d'autres cultures ; de nombreux modèles qui simulent la croissance des principales cultures annuelles existent (e.g. STICS [15]), et les connaissances expertes sur ces cultures peuvent être obtenues facilement, soit en interrogeant les agriculteurs soit à partir de bases de connaissances agronomiques [16].

La prochaine étape consistera à évaluer la pérennité de la base des règles du système en l'appliquant sur la campagne de récolte de 2008.

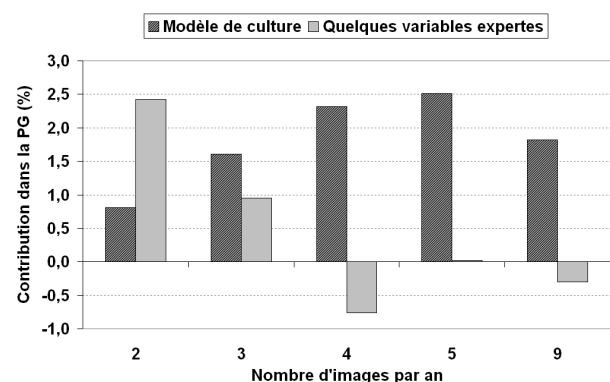


Figure 4 – Contribution du modèle de culture et de quelques variables expertes dans la précision globale.

Remerciements :

Les auteurs tiennent à remercier le CNES (Centre national d'études spatiales) pour avoir mis à leur disposition les images SPOT de la base de données Kalideos Isle-Réunion.

Références

- [1] M. Pax-Lenney and C. E. Woodcock, "Monitoring agricultural lands in Egypt with multitemporal landsat TM imagery: How many images are needed?," *Remote Sensing of Environment*, vol. 59, pp. 522-529, 1997.
- [2] J. A. Martinez-Casasnovas, A. Martin-Montero, and M. A. Casterad, "Mapping multi-year cropping patterns in small irrigation districts from time-series analysis of Landsat TM images," *European Journal of Agronomy*, vol. 23, pp. 159-169, 2005.
- [3] S. Panigrahy and S. A. Sharma, "Mapping of crop rotation using multirate Indian Remote Sensing Satellite digital data," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 52, pp. 85-91, 1997.
- [4] A. Bégué, P. Degenne, A. Pellegrino, P. Todoroff, and F. Baillarin, "Application of remote sensing technology to monitor sugar cane cutting and planting in Guadeloupe (French West Indies)," presented at Geomatica, Cuba, 2004.
- [5] C. Gers and E. Schmidt, "Using SPOT4 satellite imagery to monitor area harvested by small scale sugarcane farmers at Umfolozi," presented at 75th South African Sugar Technologists' Association (SASTA), 2001.
- [6] V. Lebourgeois, A. Begue, P. Degenne, and E. Bappel, "Improving sugarcane harvest and planting monitoring for smallholders with geospatial technology: The Reunion Island experience," *International Sugar Journal*, vol. 109, pp. 109-117, 2007.
- [7] Images Spot: copyright CNES, Distribution Spot, <http://kalideos.cnes.fr>, 2007.
- [8] M. El Hajj, A. Bégué, B. Lafrance, O. Hagolle, G. Dedieu, and M. Rumeau, "Relative radiometric normalization and atmospheric correction of a SPOT 5 time series," *Sensors*, vol. 8, pp. 2774-2791, 2008.
- [9] J. F. Martiné and P. Todoroff, "Le modèle de croissance Mosicas et sa plateforme de simulation Simulex: état des lieux et perspectives," *Revue Agricole et Sucrière de l'île Maurice*, vol. 81, pp. 133-147, 2002.
- [10] M. El Hajj, A. Bégué, and S. Guillaume, "Multi-source information fusion: Monitoring sugarcane harvest using multi-temporal images, crop growth modelling, and expert knowledge," presented at the Fourth International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images, Leuven, Belgium, 2007.
- [11] S. Guillaume, B. Charnomordic, and J.L. Lablée, "FisPro: Logiciel open source pour les systèmes d'inférence floue," <http://www.inra.fr/bia/M/fispro>, INRA-Cemagref, 2002.
- [12] H. Ichihashi, T. Shirai, K. Nagasaka, and T. Miyoshi, "Neuro-fuzzy ID3: A method of inducing fuzzy decision trees with linear programming for maximizing entropy and an algebraic method for incremental learning," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 81, pp. 157-167, 1996.
- [13] M. El Hajj, A. Bégué, S. Guillaume, and J. F. Martiné, "Combining multi-source information for crop monitoring," presented at The 11th International Conference on Information Fusion, Cologne, Germany, 2008.
- [14] M. El Hajj, A. Bégué, S. Guillaume, and J. F. Martiné, "Integrating SPOT-5 time series, crop growth modeling and expert knowledge for monitoring agricultural practices - The case of sugarcane harvest in Reunion Island," submitted to *Remote Sensing of Environment*, 2008.
- [15] INRA, "Simulateur multidisciplinaire pour les Cultures Standard" <http://www.avignon.inra.fr/stics/>, STICS.
- [16] G. Russell, R. I. Muetzelfeldt, K. Taylor, and J. M. Terres, "Development of a crop knowledge base for Europe," *European Journal of Agronomy*, vol. 11, pp. 187-206, 1999.