Table des matières

Introduction **11**

1. Chapitre 1 : Contexte méthodologique **15**

1.1. Introduction 16

1.2. Séries temporelles d'images satellite et suivi des opérations culturales 17

1.3. Détection de changement 20
1.3.1. Méthodes bi-temporelles 20
1.3.2. Méthodes d'analyse de profils temporels 21
1.3.3. Discussion 21

1.4. Fusion d'informations 23
1.4.1. Fusion de données de nature identique 23
1.4.2. Fusion de données de nature hétérogène 23
1.4.3. Cadres de fusion 24
1.4.4. Discussion 26

1.5. Besoin méthodologique 28

2. Chapitre 2 : Application agricole et données **29**

2.1. Introduction 30

2.2. L'application agricole 31
2.2.1. La canne à sucre à La Réunion 31
2.2.2. Télédétection et canne à sucre 36

2.3. Les données satellite et agronomiques 40
2.3.1. Séries temporelles d'images SPOT 40
2.3.2. Sites d'étude et base de données 43

2.4. Conclusion 48

3. Chapitre 3 : Pré-traitement des images dans les séries temporelles **49**

3.1. Introduction 50

3.2. Correction géométrique 51

3.3. Correction radiométrique 53
3.3.1. Calcul de la réflectance au sommet de l'atmosphère 55
3.3.2. Normalisation radiométrique relative 57
3.3.3. Correction atmosphérique 63
3.3.4. Résultats et discussion 67

3.4. Conclusion 77

4. Chapitre 4 : Système d'aide à la détection des coupes de canne à sucre ... 79

4.1. Introduction ... 80

4.2. Sources d'information ... 81
4.2.1. Séries temporelles ... 81
4.2.2. Modèle de culture ... 86
4.2.3. Connaissances expertes ... 92

4.3. Formalisme ... 94
4.3.1. Ensembles flous et termes linguistiques ... 95
4.3.2. Inférence à base de règles ... 96

4.4. Structure et composants ... 98
4.4.1. Etage d'entrée ... 98
4.4.2. Sortie ... 105
4.4.3. Base de règles ... 106
4.4.4. Moteur d'inférence ... 114

4.5. Prise de décision ... 116
4.5.1. Système à base de règles expertes ... 116
4.5.2. Système à base de règles induites ... 118

4.6. Conclusion ... 119

5. Chapitre 5 : Système : résultats et discussion ... 121

5.1. Introduction ... 122

5.2. Système à base de règles expertes ... 123
5.2.1. Performances ... 123
5.2.2. Analyse des erreurs ... 130
5.2.3. Contribution des ensembles flous ... 131
5.2.4. Analyse de la robustesse par rapport au nombre d'images disponibles ... 132

5.3. Système à base de règles induites par apprentissage ... 135
5.3.1. Performances ... 135
5.3.2. Analyse de la robustesse par rapport au nombre d'images disponibles ... 139
5.3.3. Impact des partitions ... 140
5.3.4. Contribution des différentes sources d'informations ... 142
5.3.5. Validation pluriannuelle ... 147

5.4. Comparaison ... 148

5.5. Conclusion ... 151

6. Conclusions et perspectives ... 153

6.1. Contributions de la thèse ... 153

6.2. Perspectives ... 156

Liste des tableaux ... 161

Liste des figures ... 163

Références ... 167

Annexes des chapitres ... 177

Annexes publications ... 233

Remerciements

Ce travail a été réalisé au sein de l'unité mixte de recherche TETIS (Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale), à la Maison de la Télédétection à Montpellier. Il a été co-financé par une bourse Région Languedoc-Roussillon / Cemagref et un budget de fonctionnement du CIRAD. Je tiens donc à remercier dans un premier temps ces organismes financeurs, hébergeurs et collaborateurs.

Trois années de travail acharné ne peuvent se terminer sans une vive émotion et une légère sensation de « c'est passé trop vite ». C'est pourquoi, j'espère pouvoir remercier suffisamment toutes les personnes qui auront marqué cette période de ma vie que je n'oublierais pas de si tôt.

Parmi les acteurs incontournables de cette thèse, je tiens à remercier Agnès Bégué, l'initiatrice du projet et la directrice de thèse, pour m'avoir accordé autant de confiance tout au long de ces trois années. Elle a marqué le projet par la pertinence de ces remarques et de sa direction. Elle a été un soutien certain dans cette thèse et également pour mes autres projets personnels et professionnels, merci à toi. Je suis également très reconnaissant envers Serge Guillaume pour son appui et sa participation active en tant qu'encadrant. Il aura su me guider dans mes questionnements et mes orientations.

Je remercie d'avance tous les membres du jury de thèse, en particulier les rapporteurs Mme Laurence Hubert-Moy et M. Olivier Colot qui ont eu la gentillesse d'accepter ce rôle.

Qu'aurait été cette thèse sans les quatre comités de pilotage qui ont à chaque fois apporté un dynamisme certain à ma thèse. Je remercie donc Olivier Hagolle (CNES, Cesbio), Gérard Dedieu (CNES, Cesbio), Pierre Langelier (CIRAD) et Michel Deshayes (Cemagref).

J’aimerai également exprimer ma gratitude à d’autres personnes ayant beaucoup apporté à ma thèse : Hélène De Boissezon pour les images Kalideos (une vraie mine d’or pour une thèse en télédétection), Nicolas Baghdadi pour son soutien à chaque fois que j’en ai eu besoin et Ghaleb Faour qui m’a initié au monde de la télédétection au sein du CNRS Liban.

Merci également à Aurore Bury et à Jean François Martiné qui ont organisé ma mission à La Réunion et qui l’on rendue agréable et très convivial. Ils m’ont aussi donné d’autres coups de pouce de grandes valeurs durant la thèse.

Il ne faut pas non plus oublier les personnes que j’ai rencontrées à Montpellier, en commençant par mes amis de bureau : Thierry Tormos, Valentine Lebourgeois et Nicolas Moyroud qui ont supporté avec beaucoup de joie bien sûr, mes états d’âmes de thésard et de futur chercheur. Vianney Houlès m’aura assuré son soutien et m’aura initié à une science tout aussi complexe que le domaine de la télédétection, à savoir les jeux de société.

Je remercie également les collègues du CIRAD avec lesquels je m’échappais du travail quotidien pendant la pause du midi, à savoir Valérie Soti, Guérric Lemaire, Pascal Degenne, Danny Lo seen, Stéphane Dupuy, Camille Lelong, Nathalie Jean, Baptiste Mougel et aussi Christian Baron avec qui j’ai quand même parlé « travail », il m’a ainsi apporté des conseils en modélisation.

Je voudrais remercier affectueusement ma famille libanaise et française qui m’ont assuré leur support et m’ont beaucoup encouragé dans cette thèse. Merci notamment à mon frère Maher et à mes sœurs Mirna, Mayssam et Mahy pour leur soutien continu. J’ajouterai également une « spéciale dédicace » à mes parents, Mohamed et Maha, qui ont fait de moi l’homme que je suis ; c’est grâce à leur gentillesse, leurs sacrifices de tous les instants et leur amour que j’ai pu m’accomplir ainsi, merci à vous.

Enfin, un grand merci plein de reconnaissance et d’amour pour ma femme Hayate. Je la remercie pour son soutien constant, son aide et ses encouragements.

Résumé

Les séries temporelles d'images satellite acquises à haute résolution spatiale sont une source d'information importante pour le suivi des changements sur des grandes surfaces. Ces données sont particulièrement intéressantes pour les applications agricoles car elles permettent d'appréhender à l'échelle parcellaire les changements d'état de surface induits par les pratiques culturales. Cependant, le traitement des séries temporelles est souvent limité par l'irrégularité des acquisitions et par la nécessité d'une intervention experte récurrente. Cette thèse présente une méthodologie innovante qui répond à cette problématique. L'application agricole considérée est le suivi des coupes de canne à sucre à La Réunion à partir d'images SPOT (Kalideos ISLE-Réunion©). Afin d'assurer la comparabilité des images, nous avons tout d'abord développé une méthode de normalisation radiométrique relative basée sur une technique de sélection automatique de cibles invariantes. Ensuite, nous avons conçu et développé un système qui exploite, en temps réel, le contenu informatif des séries temporelles en s'appuyant sur des simulations faites à partir d'un modèle de culture et sur des connaissances expertes. Le formalisme de fusion d'informations utilisé est basé sur la modélisation linguistique et sur la logique floue. Il permet de manipuler des données imprécises, incertaines et de nature hétérogène. Il permet également de construire des règles de décision interprétables qui reproduisent, en partie, le raisonnement humain. Deux méthodes de construction des règles sont proposées : la première repose sur des règles définies par l'expert et la deuxième sur une induction automatique des règles par apprentissage. Les performances du système ont été évaluées sur différents sites et sur différentes années. Les résultats obtenus sont satisfaisants : la précision globale atteint 98,8% et le pourcentage de bonne détection des coupes atteint 96,1%. L'analyse de la contribution des différentes sources d'informations a montré, entre autres, que le modèle de culture apporte 6,4% de précision supplémentaire dans la détection des coupes. L'apport de l'expertise a été difficile à évaluer car elle intervient dans différentes parties du système. La méthodologie présentée dans cette thèse est très prometteuse. Elle est applicable à d'autres cultures et transférable à d'autres applications telle que la cartographie dynamique de l'occupation du sol.

Mots-clés : Série temporelle, modèle de culture, connaissances expertes, système d'inférence floue, canne à sucre, détection de changement, fusion d'informations, opérations culturales.

Abstract

Time series of satellite images acquired at high spatial resolution constitute an important source of information for monitoring changes over large areas. These data are particularly interesting for agricultural applications. They can be used to track field scale changes of land surface induced by farming practices. However, operational processing of the time series is often limited by the irregularity of acquisitions and the recurring need for expert intervention. This thesis presents an innovative methodology that addresses this issue. The studied application concerns the sugarcane harvest detection on Reunion Island using SPOT images (Kalideos ISLE-Réunion©). To ensure the comparability of the images, we first developed a method for relative radiometric normalization based on an automatic technique of invariant targets selection. Then, we designed and developed a real-time decision system that processes the time series by integrating information from crop growth modeling and expert knowledge. The information fusion formalism we used is based on linguistic modeling and fuzzy logic. This formalism copes with the imprecision, the uncertainty and the heterogeneous nature of the data. It also allows building interpretable decision rules that implement human reasoning. Two methods of rule generation are proposed: the first is manual and relies on expert knowledge, whereas the second is automatic and requires learning data. System performances were evaluated on different study sites and different years. Results are satisfactory: the overall accuracy reaches 98.8 % and the percentage of good harvest detections is 96.1%. The analysis of the contribution of the different sources showed, among other things, that the crop model provides up to 6.4 % of additional precision of harvest detection. The contribution of expert knowledge was difficult to assess because this source is involved in different parts of the system. The methodology presented in this thesis is very promising. It can be applied to other crops and transferred to other agricultural applications like the dynamic mapping of land cover.

Keywords: Time series, crop model, expert knowledge, fuzzy inference system, sugarcane, change detection, information fusion, agricultural practices.

Rapport-Gratuit.com

Introduction

Les séries temporelles d'images satellite sont une source d'information importante pour le suivi de la surface terrestre à différentes échelles. Les applications sont multiples ; elles vont de la surveillance et gestion des ressources naturelles au suivi des dynamiques d'occupation du sol, de l'évaluation des risques à la cartographie des dommages, de l'évaluation de l'expansion urbaine à la mise à jour des cartes topographiques. Nombre de ces applications sont liées à des questions environnementales et ont un rôle stratégique pour les planificateurs, les décideurs et les gestionnaires.

Aujourd'hui, des séries d'images acquises à hautes résolutions spatiale et temporelle sont disponibles. Ces séries permettent d'élaborer un suivi « fin » d'une grande diversité de structures spatio-temporelles, et sont particulièrement intéressantes pour les applications agricoles à l'échelle de la parcelle. Le développement de méthodes efficaces pour l'analyse de ces séries est l'une des questions de recherche, à la fois pertinentes et ouvertes, à laquelle la communauté de télédétection doit faire face. L'importance et l'actualité de cette problématique sont directement liées à l'augmentation de la quantité d'images multi-temporelles acquises par les nombreux satellites qui sont en orbite autour de notre planète.

La composante temporelle, rajoutée aux dimensions spectrale et spatiale, est une précieuse source d'information qui, si elle est judicieusement exploitée, permet de révéler des motifs complexes et importants. Toutefois, l'utilisation de cette composante augmente la complexité habituellement associée au traitement des images mono-dates de télédétection. Le pré-traitement et l'analyse des séries temporelles d'images nécessitent des développements méthodologiques particuliers qui prennent en compte la « comparabilité » des images d'une date à l'autre et les contraintes temporelles liées au processus ou au phénomène observé. Ces contraintes temporelles peuvent être formalisées par la connaissance du processus étudié

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

(expertise) et par les conditions environnementales qui conditionnent le processus (modélisation).

L'objectif de cette thèse est le développement d'une méthodologie d'exploitation des séries temporelles d'images satellite à haute résolution spatiale, en coopération avec d'autres sources, pour le suivi des opérations culturales. Cette coopération doit permettre de suppléer à l'éventuelle absence de données dans les séries d'images (*e.g.* liée à la présence des nuages ou aux conflits de programmation satellite) par l'intégration de contraintes temporelles et environnementales. L'application choisie est le suivi des coupes de canne à sucre à La Réunion, qui constitue un exercice de détection de changement particulièrement difficile en raison de la forte variabilité spatio-temporelle des parcelles de canne.

Pour répondre à cette question, la thèse aborde les axes de recherche suivants :

- la normalisation radiométrique de séries temporelles d'images à haute résolution, en proposant une méthode de détection automatique des cibles invariantes ;

- la détection des changements d'état de surface des parcelles agricoles, en développant un système d'aide à la décision, basé sur la logique floue et sur la modélisation linguistique, qui fusionne les informations issues des images avec des simulations d'un modèle de culture et des connaissances expertes. Ce système fournit des décisions auxquelles sont associées des valeurs de confiance.

Le mémoire s'articule suivant cinq chapitres. Le premier chapitre introduit le contexte de la thèse en proposant une revue rapide des méthodes de détection de changement développées pour l'analyse des séries temporelles, ainsi que des méthodes de fusion d'informations multi-sources.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation de l'application agricole et à la description des séries temporelles d'images SPOT[1] sur La Réunion utilisées dans cette thèse.

Le troisième chapitre aborde les besoins de prétraitement d'images dans les séries temporelles. Nous discutons dans ce chapitre des différentes phases du pré-traitement à réaliser avant l'extraction de l'information, et présentons la méthode automatique de normalisation radiométrique que nous avons développée. Nous décrivons également une

[1] Satellite Pour l'Observation de la Terre.

méthode de correction atmosphérique (développée par le CNES[2]) qui a servi de référence pour la validation de notre méthode.

Le quatrième chapitre décrit le système d'aide à la décision que nous proposons pour détecter les coupes de canne à sucre à La Réunion. Ce système innovant exploite les informations issues des séries temporelles d'images SPOT en intégrant les simulations d'un modèle de canne à sucre et des connaissances expertes. Son formalisme permet de gérer l'incertitude, l'imprécision et la nature hétérogène des données. Il permet également de construire des règles de décision linguistiques faciles à interpréter. Deux méthodes de construction de la base de règles sont proposées : la première repose sur la définition de règles par l'expert, et la deuxième sur un apprentissage automatique de ces règles.

Le dernier chapitre présente les résultats du système, avec les deux versions de base de règles : règles expertes et règles induites par apprentissage. Les performances du système sont analysées, ainsi que sa robustesse par rapport aux nombre d'images disponibles. Le caractère opérationnel du système est également étudié.

Enfin, nous concluons la thèse par un bilan des travaux réalisés et par une discussion sur les perspectives, notamment sur la possibilité de transfert du système d'aide à la décision vers d'autres cultures.

[2] Centre National d'Etudes Spatiales.

Chapitre 1 :

Contexte méthodologique

Sommaire

1.1. Introduction 16

1.2. Séries temporelles d'images satellite et suivi des opérations culturales 17

1.3. Détection de changement 20

1.3.1. Méthodes bi-temporelles 20

1.3.2. Méthodes d'analyse de profils temporels 21

1.3.3. Discussion 21

1.4. Fusion d'informations 23

1.4.1. Fusion de données de nature identique 23

1.4.2. Fusion de données de nature hétérogène 23

1.4.3. Cadres de fusion 24

1.4.4. Discussion 26

1.5. Besoin méthodologique 28

1.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous introduisons le contexte méthodologique de la thèse à savoir le suivi des opérations culturales à partir des séries temporelles d'images satellite par fusion d'informations multi-sources.

Etant donné que le suivi des opérations culturales est un exercice de détection de changement, nous faisons, dans un premier temps, un rapide tour d'horizon des différentes méthodes de détection de changement développées pour l'analyse des séries temporelles d'images. Nous divisons ces méthodes en deux grandes familles : (1) la famille des méthodes bi-temporelles qui s'intéressent à la détection du changement par analyse de couples d'images ; et (2) celle des méthodes d'analyse des profils temporels qui s'appuient sur des comparaisons de profils d'indicateurs issus de la série tout entière.

Dans un deuxième temps, nous abordons le thème de fusion d'informations multi-sources vers lequel les travaux menés en télédétection se sont orientés ces dernières années afin d'améliorer les performances du traitement d'images. Nous brossons un bref état de l'art des différentes études réalisées en télédétection fusionnant, pour certaines, des données de nature identique, et pour d'autres, des données de nature hétérogène. Nous présentons également les différents cadres de fusion sur lesquels se basent les différentes méthodes.

Enfin, nous identifions les questions méthodologiques particulières pour lesquelles les méthodes de suivi des opérations culturales à partir des séries temporelles d'images satellite devraient répondre ; ces questions sont au cœur de l'objectif général de cette thèse.

1.2. Séries temporelles d'images satellite et suivi des opérations culturales

Durant les dernières décennies, de nombreuses études ont porté sur l'analyse et l'exploitation des séries temporelles d'images à basse ou moyenne résolution spatiale pour le suivi de la végétation (Boles *et al.*, 2004; McCloy and Lucht, 2004; Maignan *et al.*, 2008). Grâce à leur haute résolution temporelle, ces séries, acquises par des capteurs tels que NOAA/AVHRR, SPOT/VEGETATION, TERRA/MODIS et autres (Tableau 1), ont été utilisées pour surveiller et prédire des structures globales à des larges échelles (*e.g.* bassin de production). D'autres études se sont intéressées à l'analyse des séries temporelles d'images acquises avec une répétitivité beaucoup moins importante mais avec une haute résolution spatiale adaptée à l'échelle de la parcelle agricole ; citons à titre d'exemple les séries d'images acquises avec les capteurs MSS *e.g.* (Lyon *et al.*, 1998), TM *e.g.* (Collins and Woodcock, 1996) et ETM + *e.g.* (Andréfouët *et al.*, 2001) embarqués sur les satellites du programme américain Landsat.

De nos jours, compte tenu des progrès techniques et de la possibilité de programmation d'images sur des sites précis, des séries temporelles à haute résolution spatiale et temporelle sont désormais acquises par des satellites comme SPOT, FORMOSAT 2 et RapidEye (Tableau 1). Ces nouvelles séries permettent d'élaborer un suivi plus fin d'une grande diversité de nouvelles structures spatio-temporelles. Elles sont particulièrement intéressantes pour caractériser les pratiques culturales, un sujet qui représente aujourd'hui l'un des enjeux majeurs de la recherche en environnement (Hubert-Moy, 2004).

Le suivi des opérations culturales permet d'améliorer et d'adapter les modes de gestion des terres agricoles afin d'augmenter leur productivité. Il permet également d'évaluer l'impact de ces opérations sur l'environnement (*e.g.* la sédimentation par l'érosion des sols, l'enrichissement des plans d'eau par une sur-fertilisation des cultures, la contamination de l'eau et du sol par les pesticides, etc.).

Jusqu'à présent, peu d'études ont porté sur ce sujet à cause du manque de données adaptées. La majorité des travaux réalisés se basent sur des séries d'images à basse ou moyenne résolution spatiale. (Young and Wang, 2001) ont utilisé des séries d'images NOAA/AVHRR pour suivre les changements d'occupation du sol en Chine sur une période de 10 ans ; ils ont remarqué une baisse de productivité dans les régions forestières et une

hausse dans les régions agricoles. (Hubert-Moy *et al.*, 2005) ont utilisé des séries d'images MODIS pour identifier, à une échelle régionale, les zones récurrentes de sol nu ; ce suivi aide à changer les pratiques de gestion des terres. (Sakamoto *et al.*, 2005) ont également utilisé les données MODIS pour estimer la répartition spatio-temporelle de la phénologie du riz, du nombre de récoltes par an, et des modes de cultures dans le delta du Mékong. . (Xiao *et al.*, 2006) se sont servis du même type de données pour faire une cartographie du riz et identifier la période initiale d'inondation et de transplantation dans les champs. Par cette étude, ils ont signalé la présence de certaines sources d'erreur liées aux capteurs optiques, tels que la contamination des nuages, les effets topographiques, et les limites de la résolution à la fois spatiale et temporelle.

L'utilisation des séries à haute résolution spatiale pour le suivi des opérations culturales sur des grandes surfaces a été limitée, d'une part, par la sensibilité de leur traitement à l'irrégularité d'acquisition (à cause de la présence des nuages, du coût des images et/ou de la programmation satellite) et d'autre part, par l'augmentation de la complexité des scènes étudiées (due à la haute résolution spatiale) (Defries and Belward, 2000). Une classification multi-saisonnière a généralement été adoptée (Wardlow and Egbert, 2008). Cette classification produit une précision plus élevée que la classification mono-date pour la cartographie de l'occupation du sol (Wardlow and Egbert, 2003) et de type de culture (Price *et al.*, 1997). L'acquisition des images sans nuages au moment optimal au cours de la saison de croissance a également été un problème en raison de la faible répétitivité (Defries and Belward, 2000).

Satellite	**Capteur**	**Résolution spatiale (m)**			**Fauchée (km)**	**Répétitivité (nb de jours)**	**Synthèse (jours)**
		Pan	**MS**	**TIR**			
NOAA	AVHRR	-	1100	1100	3000	1	10
Terra/Aqua	MODIS	-	250, 500, 1000	1000	2330	2	16, 32
Landsat	MSS	-	30 ou 79	120 ou 79	185	16 ou 18	-
	TM	-	30	120	185	16	-
	ETM+	15	30	60	180	16	-
SPOT	VEGETATION		1000		2200	1	10
	HRVIR	10	10, 20	-	60	26 ou 4 avec dépointage	-
	HRG	5 ou 2,5	10	-	60 ou 120	26 ou 2,5 avec dépointage	-
FORMOSAT 2		2	8	-	24	1	-
RapidEye		-	5	-	77	1	-

Tableau 1. Caractéristiques des principaux capteurs fournissant des séries temporelles d'images.

Par conséquent, afin de pallier ces limitations et d'exploiter le contenu informatif des séries temporelles acquises à haute résolution spatiale, le développement de nouvelles méthodes est nécessaire.

Rapport-Gratuit.com

1.3. Détection de changement

De nombreuses méthodes de détection de changement à partir des séries temporelles d'images satellite ont été proposées dans la littérature. Nous retrouvons des revues bibliographiques exhaustives sur ces méthodes dans (Singh, 1989; Mas, 2000; Inglada, 2001; Coppin *et al.*, 2004). Ces méthodes peuvent être regroupées en deux grandes familles (Coppin *et al.*, 2004) : les méthodes bi-temporelles et les méthodes d'analyse des profils temporels (ou encore dites méthodes multi-temporelles).

1.3.1. Méthodes bi-temporelles

Cette famille de méthodes s'intéresse à la détection des changements d'une zone géographique à partir d'images acquises à deux dates différentes. Ces méthodes reposent sur des algorithmes variés de traitements d'images, tels que la différence d'images (Lyon *et al.*, 1998), le ratio (Jensen, 1981), les transformations linéaires (Crist and Cicone, 1984; Nielsen *et al.*, 1998; Moisan *et al.*, 1999), l'analyse par vecteur de changement (Malila, 1980), la classification conjointe (Muchoney and Haack, 1994), la comparaison des classifications (Hubert-Moy, 2004), les réseaux de neurones (Woodcock *et al.*, 2001), ou encore la régression d'images (Ridd and Liu, 1998). Les applications de ces méthodes ont porté principalement sur des images acquises à haute résolution spatiale (*e.g.* Landsat, SPOT).

L'analyse détaillée des méthodes bi-temporelles réalisée par (Coppin *et al.*, 2004) a montré que le choix de l'algorithme de détection de changement était dans presque tous les cas pragmatique plutôt que scientifique, et que ce choix a plus été conduit par l'application elle-même que par les questions principales de détection de changement. (Hubert-Moy, 2004) a rapporté également qu'il n'existe pas de méthode de détection du changement qui soit réellement générique, ou au moins facilement transposable d'une application à une autre. Le type de méthode utilisée, d'après elle, dépend largement de la zone d'étude de changement à détecter, et de sa résolution spatiale et temporelle.

1.3.2. Méthodes d'analyse de profils temporels

L'analyse des profils temporels consiste à comparer des signatures temporelles de différents indicateurs (*e.g.* indices de végétation), extraites à partir de séries d'images acquises régulièrement durant plusieurs saisons ou années successives. La fréquence temporelle élevée d'acquisition de données permet de détecter les changements subtils de la zone étudiée et de dégager les tendances : quand le profil temporel d'un ou plusieurs indicateurs d'un pixel (ou d'un objet) particulier s'écarte de la normale (ou de la moyenne), un événement de changement saisonnier ou un processus interannuel est détecté.

Plusieurs méthodes d'analyse de profils temporels se basent sur des techniques de traitement du signal, telles que les transformées d'ondelettes (Sakamoto *et al.*, 2005; Blackburn and Ferwerda, 2008) et de Fourier (Azzali and Menenti, 2000; Westra and De Wulf, 2007). D'autres méthodes utilisent des techniques de différence d'image (Ingram and Dawson, 2005), de vecteur de changement multi-temporel (Bayarjargal *et al.*, 2006), des modèles de régression (Fraser *et al.*, 2005) et d'analyse en composantes principales (Young and Wang, 2001).

La plupart des méthodes développées ont été appliquées à des images acquises à basse ou moyenne résolution spatiale et à haute répétitivité temporelle (*e.g.* AVHRR, SeaWIFS, VÉGÉTATION, MODIS) pour suivre des structures globales. Etant donnée la résolution spatiale de l'imagerie utilisée, et compte tenu de la couverture de larges surfaces, la validation de ces méthodes avec des ensembles de données indépendants reste un défi important (Coppin *et al.*, 2004).

1.3.3. Discussion

Les méthodes de détection de changement à partir de l'imagerie multi-temporelle sont nombreuses et variées. Le choix de ces méthodes dépend principalement de l'application traitée, de la zone d'étude et des données satellite disponibles. En ce qui concerne le suivi opérationnel des opérations culturales à partir des séries à haute résolution spatiale, la méthode choisie doit répondre à deux critères essentiels :

(1) la robustesse par rapport à l'irrégularité des acquisitions due aux conditions atmosphériques (nuages, brumes, etc .), au coût des images et/ou aux conflits de programmation satellite ;

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

(2) l'automatisation de l'exploitation du contenu informatif complexe des séries d'images.

Malgré le large éventail de méthodes proposées jusqu'à présent, aucune ne semble satisfaire à la fois ces deux critères. Pour y aboutir, l'intégration d'informations provenant d'autres sources est nécessaire (ce point sera discuté dans la section suivante).

Par ailleurs, la question des dépendances temporelles entre les observations a été clairement négligée jusqu'à présent (Bontemps *et al.*, 2008). Seules quelques études ont exploité ces dépendances en se basant sur des automates temporisés (Largouët, 2000), cependant les finalités de ces travaux ne sont pas appropriées pour des prises de décision en temps réel. Afin de tirer profit de l'information temporelle, il est donc nécessaire de développer des méthodes qui prennent cette information en considération par l'intégration, dans les procédures de traitement de données, d'algorithmes capables d'exploiter les relations entre les images de la série. La prise en compte de ces relations passe par l'incorporation des connaissances expertes sur les milieux étudiés. La solution de ce problème méthodologique complexe peut se traduire par une augmentation de la précision fournie par la méthode de détection de changement.

Indépendamment du grand intérêt du processus de changement, l'état de l'art a souligné l'importance de la phase de prétraitement lors de la comparaison multi-temporelle des données de télédétection (Chen *et al.*, 2005). Une superposition précise des images (*i.e.* recalage) est un pré-requis primordial, notamment lors de l'utilisation des méthodes ponctuelles (à l'échelle du pixel). La correction radiométrique est également une condition indispensable pour rendre les images comparables (Song *et al.*, 2001; Du *et al.*, 2002; Coppin *et al.*, 2004).

1.4. Fusion d'informations

Ces dernières années, les travaux menés en télédétection en général et en détection du changement en particulier se sont orientés vers des approches qui exploitent conjointement différentes sources d'informations. Le but principal de la fusion des informations multi-sources est de profiter de la complémentarité des sources pour améliorer les performances. Les différentes sources fusionnées peuvent être de nature identique (*i.e.* images) ou hétérogènes (*e.g.* images et connaissances expertes).

1.4.1. Fusion de données de nature identique

Plusieurs travaux ont porté sur la fusion de données provenant de sources de nature identique : des images issues de plusieurs capteurs avec des résolutions (spatiale, spectrale et temporelle) identiques ou différentes, des images issues de plusieurs canaux d'un même capteur, ou des images dérivées de données de télédétection (*e.g.* classifications, transformées d'images, images d'indices de changement). (Le Hégarat-Mascle and Seltz, 2004) ont développé une méthode de détection du changement qui fusionne différents indices calculés à partir des images multi-temporelles afin d'évaluer les dommages causés aux forêts. Cette méthode a ensuite été utilisée dans différentes applications (*e.g.* suivi de l'exploitation forestière dans des forêts de pins et des forêts mixtes, suivi des parcelles dans des zones agricoles) avec des images SPOT HRV (Le Hegarat-Mascle *et al.*, 2006). (Hyde *et al.*, 2006) ont fusionné des informations structurales issues des données LiDAR, radar (SAR/InSAR) et optiques (Landsat ETM+, Quickbird) afin d'améliorer la cartographie de la structure forestière. Ils ont montré que l'intégration des données ETM+ améliore considérablement les estimations issues des données LiDAR et que les contributions des données radar et des données Quickbird sont marginales.

1.4.2. Fusion de données de nature hétérogène

Les données de télédétection peuvent aussi être fusionnées avec des informations hétérogènes provenant d'autres sources. Elles ont été intégrées avec des connaissances expertes *e.g.* (Lobell *et al.*, 2003), des données auxiliaires (*i.e.* informations cartographiques) (Lucas *et al.*, 2007) et des modèles agronomiques ou d'écosystèmes (Yan *et al.*, 2007). L'objectif de l'intégration diffère suivant les applications. (Lobell *et al.*, 2003) ont combiné des connaissances sur la phénologie des cultures avec des images multi-temporelles acquises par Landsat TM/ETM+ pour estimer la rotation des cultures régionales. (Lucas *et al.*, 2007)

ont évalué l'utilisation des séries temporelles d'images Landsat ETM+ acquises sur un cycle annuel pour la cartographie des habitats semi-naturels et de l'occupation des terres agricoles, par l'intégration de cartes topographiques, de données numériques d'élévation, de l'orthophotographie numérique et d'autres données auxiliaires. (Yan *et al.*, 2007) ont couplé des données issues des images NOAA/AVHRR avec un modèle d'écosystème pour estimer le potentiel de séquestration du carbone dans les sols agricoles et pour évaluer la durabilité de son absorption sous différents modes de gestion. (Mercier *et al.*, 2005) ont proposé une méthode pour l'estimation des états de surface à une échelle fine à partir des observations à basse résolution spatiale (provenant des images SPOT-VEGETATION), des observations terrain et des observations antérieures à haute résolution spatiale (provenant des images SPOT-HRVIR). Leur méthode est basée sur un réseau de neurones qui prend en considération des connaissances *a priori* en intégrant le potentiel du changement temporel pour l'apprentissage. (Metternicht, 2001) a cartographié la distribution de la salinité avec une approche qui intègre la classification multi-temporelle des images Landsat TM, des propriétés physiques et chimiques du sol et des attributs de relief.

L'intégration des données de télédétection avec des modèles agronomiques (*e.g.* par assimilation, forçage, etc.) a également été utilisée pour estimer la croissance des cultures et pour améliorer les prévisions du rendement (Delecolle *et al.*, 1992; Moulin *et al.*, 1998; Guerif and Duke, 2000; Launay and Guerif, 2005). Cette intégration a porté sur l'utilisation directe dans les modèles d'une ou plusieurs variables estimées à partir des données de télédétection, sur la mise à jour d'une variable d'état du modèle (*e.g.* LAI[3]), sa ré-initialisation, ou sa re-calibration pour obtenir des simulations en accord avec les données de télédétection.

1.4.3. Cadres de fusion

Différentes méthodes de fusion d'informations multi-sources ont été développées en se basant sur des cadres différents : théorie des probabilités, théorie des fonctions de croyance, théorie des possibilités, etc.

Les premières approches développées en télédétection ont été basées sur un concept probabiliste de type bayésien, *e.g.* (Swain, 1985). Toutefois, bien que l'intérêt de ce concept soit de reposer sur de solides bases mathématiques, ses limites concernant la combinaison d'informations multi-sources ont été rapidement mises en évidence. En effet, ce concept ne

[3] Indice de surface foliaire (*Leaf Area Index*).

permet pas la manipulation de données symboliques ; les informations issues de diverses sources ne peuvent être combinées que si elles obéissent à une même loi de distribution, et les notions d'importance et de concordance des sources les unes par rapport aux autres ne sont pas bien intégrées dans les méthodes existantes.

Un autre point très important que le concept probabiliste ne gère pas est celui de l'imperfection des informations multi-sources. Ces informations sont dans la plupart des cas incertaines, imprécises, incomplètes, voire erronées. Les erreurs sont situées à toutes les étapes de la chaîne de traitement des images : du phénomène observé, du capteur, des phases de pré-traitement (corrections géométriques et radiométriques, normalisation, etc.) et de traitement. Malgré le manque d'exactitude de ces données on est toujours amené à prendre des décisions, et pour que cette décision soit rationnelle et cohérente il faut prendre en compte ces imperfections.

De nouveaux travaux se sont alors tournés vers la théorie des fonctions de croyance et la théorie des possibilités (*i.e.* ensembles flous). La théorie des fonctions de croyance regroupe l'ensemble des outils méthodologiques élaborés à partir des travaux de A.P. Dempster (Dempster, 1968) et de G. Shafer (Shafer, 1976), le plus souvent fédérés par des appellations différentes : *Dempster-Shafer Theory*, *Theory of Evidence*, etc. Cette théorie fournit un cadre pour traiter simultanément l'incertitude et l'imprécision des données à fusionner, ce que la théorie des probabilités ne permet pas. Elle présente aussi l'avantage de pouvoir manipuler des données qualitatives et de modéliser explicitement l'ignorance, qui peut être affectée *a priori* à des propositions inconnues. Cette ignorance peut, par la suite, évoluer avec l'apport de nouvelles connaissances. La fusion des données peut être faite avec la règle de la combinaison de Dempster. La notion de masse utilisée dans cette règle permet de définir l'incertitude, l'imprécision, et les conflits entre les informations multi-sources.

Dans un premier travail, (Lee *et al.*, 1986) ont présenté la différence de philosophie entre l'approche probabiliste et la théorie des fonctions de croyance, avant de les comparer sur la production d'une carte thématique par la fusion de quatre canaux Landsat. Des méthodes basées sur la théorie de fonctions de croyance ont ensuite été développées pour de nombreuses applications, et notamment pour la caractérisation de l'occupation du sol à partir des images multi-temporelles (Shimoda *et al.*, 1991), pour la fusion d'indices dérivés des images multi-temporelles afin d'améliorer la détection des changements (Le Hégarat-Mascle and Seltz, 2004), et pour la combinaison des classifications (Foucher *et al.*, 2003).

Le problème le plus délicat dans l'application de la théorie des fonctions de croyance est celui de l'attribution des masses aux sources ou aux sous-ensembles de sources. Si ces masses sont relatives à des informations abrégées, elles peuvent être directement définies par des experts (Baldwin, 1991). A un niveau intermédiaire, les masses sont calculées à partir des caractéristiques de l'image que l'on intègre dans un modèle géométrique simple (Van Cleynenbreugel *et al.*, 1991).

Une autre théorie héritant de la théorie des fonctions de croyance est la théorie des possibilités. Cette théorie, basée sur des ensembles flous (Dubois and Prade, 1979; Dubois and Prade, 1985), est une branche importante de la logique floue (Zadeh, 1965) qui suggère que l'inclusion d'un élément dans un ensemble est une question de détermination de son degré d'appartenance à cet ensemble. Si la théorie des ensembles flous assouplit le cadre de la théorie classique des ensembles pour pouvoir traiter l'imprécision, la théorie des possibilités propose un cadre permettant de traiter les incertitudes difficiles, voire impossibles à traiter par la théorie des probabilités. En effet, raisonner en termes de probabilités suppose de pouvoir estimer la probabilité de chaque événement. Pour cela, il faut en avoir une bonne connaissance. Si cette connaissance n'est pas disponible, alors on raisonne en termes de possibilité (et de son dual, la nécessité).

La théorie des possibilités et les ensembles flous ont été utilisés pour traiter différentes applications dans le domaine de la télédétection. (Andrefouet, 2000) a décrit l'étude d'un système écologique en utilisant des données de télédétection et des outils d'analyse d'images provenant de la théorie des possibilités. (Waser *et al.*, 2008) ont développé une méthode de détection de changement des surfaces forestières basée sur une classification floue qui utilise à la fois des modèles de régression logistique et des images aéroportées. (Solaiman, 1999) a fusionné des données issues de différents capteurs (ERS-L et JERS-1) avec des informations contextuelles pour faire une classification de l'occupation du sol. (Fauvel *et al.*, 2005) ont mis en place des techniques floues pour fusionner les résultats de plusieurs classifieurs, en tenant compte de la performance de chaque classifieur pour chaque classe.

1.4.4. Discussion

La fusion d'informations permet d'améliorer les performances du traitement d'images de télédétection en intégrant des données de natures identique ou hétérogène. Dans la littérature, cette fusion a porté principalement sur (1) des images de sources différentes qui sont issues de capteurs différents, de bandes spectrales ou temporelles différentes, *e.g.* (Simone *et al.*, 2002),

(2) sur des transformées d'images ou des indices de changement, *e.g.* (Le Hegarat-Mascle *et al.*, 2006), (3) et sur des images avec des données exogènes, *e.g.* (Desachy *et al.*, 1996).

Afin de répondre aux besoins de « robustesse » et d'« automatisation » signalés dans la section 1.3.3 pour le suivi des opérations culturales, il nous semble pertinent d'intégrer des informations provenant de la modélisation agronomique et des connaissances expertes.

Jusqu'ici, le bénéfice de l'intégration des données de télédétection avec les modèles agronomiques était l'amélioration des performances des modèles (Delecolle *et al.*, 1992; Guerif and Duke, 2000; Launay and Guerif, 2005). Peu d'attention a été accordée à l'utilisation des « sorties » des modèles (*i.e.* simulations) en tant que source d'information pour l'analyse des données de télédétection. Basés sur des variables climatiques et des paramètres biophysiques du sol, ces modèles peuvent fournir des informations indépendantes des séries temporelles, qui permettent de compenser leurs lacunes. Ainsi, le bénéfice de l'intégration du modèle et des séries temporelles que nous proposons, est d'améliorer les performances de l'exploitation des images.

L'autre source substantielle d'information que nous intégrons, est la connaissance experte sur l'application étudiée. Cette source permet d'automatiser l'analyse des données issues des images tout en prenant en considération les relations temporelles entre les observations ; par ailleurs, elle fournit des informations et des contraintes très utiles en cas de manque d'acquisition.

En pratique, la fusion d'informations multi-sources n'est pas un problème simple. Les sources apportent des informations souvent imprécises, incertaines et parfois contradictoires. Il s'agit alors de tenir compte du degré de fiabilité que l'on accorde aux différentes sources, et de choisir un cadre de fusion qui soit adapté à la nature de ces sources et qui permette de gérer l'incertitude de leurs informations, les imprécisions et les conflits. Il est également judicieux de fournir des résultats de fusion qui soient associés à des facteurs de confiance.

1.5. Besoin méthodologique

L'amélioration du suivi des opérations culturales à partir des séries temporelles acquises à haute résolution spatiale est intimement liée au développement de méthodes automatiques, fiables et robustes de détection de changement. D'après l'état de l'art présenté dans les sections précédentes, il s'avère que ces méthodes doivent :

- répondre aux besoins de prétraitement d'images dans les séries pour les rendre superposables et comparables ;
- exploiter l'information temporelle en considérant les relations entre les images ;
- réduire les interventions humaines en automatisant le plus possible les phases de traitement ;
- intégrer des informations multi-sources indépendantes des séries temporelles pour compenser le manque de données lié à la présence des nuages, au coût des images et à la programmation satellite;
- gérer l'incertitude, l'imprécision et les conflits des informations multi-sources ;
- fournir une cartographie dynamique associée à des facteurs de confiance.

L'objectif général de cette thèse est de développer des méthodes qui répondent à ces besoins. A terme, ces méthodes pourront être appliquées aux produits des systèmes spatiaux conçus pour le suivi temporel, *e.g.* Formosat-2, Sentinel-2 (ESA-UE), RapidEye (DLR), etc.

Chapitre 2 :

Application agricole et données

Sommaire

2.1. Introduction 30

2.2. L'application agricole 31

2.2.1. La canne à sucre à La Réunion 31
2.2.1.1. La Réunion 31
2.2.1.2. La filière canne à sucre 31
2.2.1.3. Le besoin de suivi des coupes 34

2.2.2. Télédétection et canne à sucre 36
2.2.2.1. Le suivi des coupes à partir de l'imagerie multi-temporelle 37
2.2.2.2. Besoin méthodologique 38

2.3. Les données satellite et agronomiques 40

2.3.1. Séries temporelles d'images SPOT 40

2.3.2. Sites d'étude et base de données 43
2.3.2.1. Exploitations de canne à sucre 43
2.3.2.2. Parcellaire graphique 46
2.3.2.3. Données agronomiques 46
2.3.2.4. Données météorologiques 47

2.4. Conclusion 48

Rapport-Gratuit.com

2.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons l'application agricole à laquelle nous nous intéressons dans cette thèse et qui servira de base pour la description de la méthodologie de suivi des opérations culturales proposée. Il s'agit du suivi des coupes de canne à sucre à La Réunion à partir des séries temporelles d'images SPOT[4]. Le choix de cette application est motivé, d'une part, par son importance par rapport à l'industrie de la canne à sucre à travers le monde, et d'autre part, par le défi méthodologique lié à la forte variabilité spatio-temporelle de cette culture.

Après un exposé général sur la canne à sucre à La Réunion, nous mettons en évidence le besoin de suivi des coupes de parcelles par la filière. Nous faisons un état de l'art sur les quelques travaux réalisés en télédétection qui touchent à la canne à sucre. Nous décrivons ensuite les principales méthodes de suivi de coupes rapportées dans la littérature, nous discutons leurs limites et dégageons les besoins méthodologiques nécessaires pour mieux répondre à l'application.

Dans la deuxième partie du chapitre, nous présentons les séries temporelles d'images SPOT utilisées, ainsi que les sites d'étude sélectionnés pour la mise au point et l'évaluation de notre méthode de suivi des coupes. Nous décrivons également les données agronomiques et météorologiques disponibles sur ces sites.

[4] Satellites Pour l'Observation de la Terre.

2.2. L'application agricole

2.2.1. La canne à sucre à La Réunion

2.2.1.1. La Réunion

La Réunion est un département et une région français d'outre mer (DROM) situé dans l'Océan Indien (Figure 1). Il s'agit d'une île d'origine volcanique située dans l'archipel des Mascareignes, 800 km à l'Est de Madagascar (21°7' à 19°40' Sud, 55° 13' à 61°13' Est). Sa superficie de 2 512 km² occupe une forme ovoïde, compacte et fortement accidentée. Les régions côtières en pentes douces laissent place à une zone fortement montagneuse constituée de trois cirques naturels au centre de l'île. Le climat à La Réunion est tropical humide. L'année y est divisée en deux saisons : une saison pluvieuse et chaude de novembre à avril, et une saison « froide » et sèche de mai à octobre.

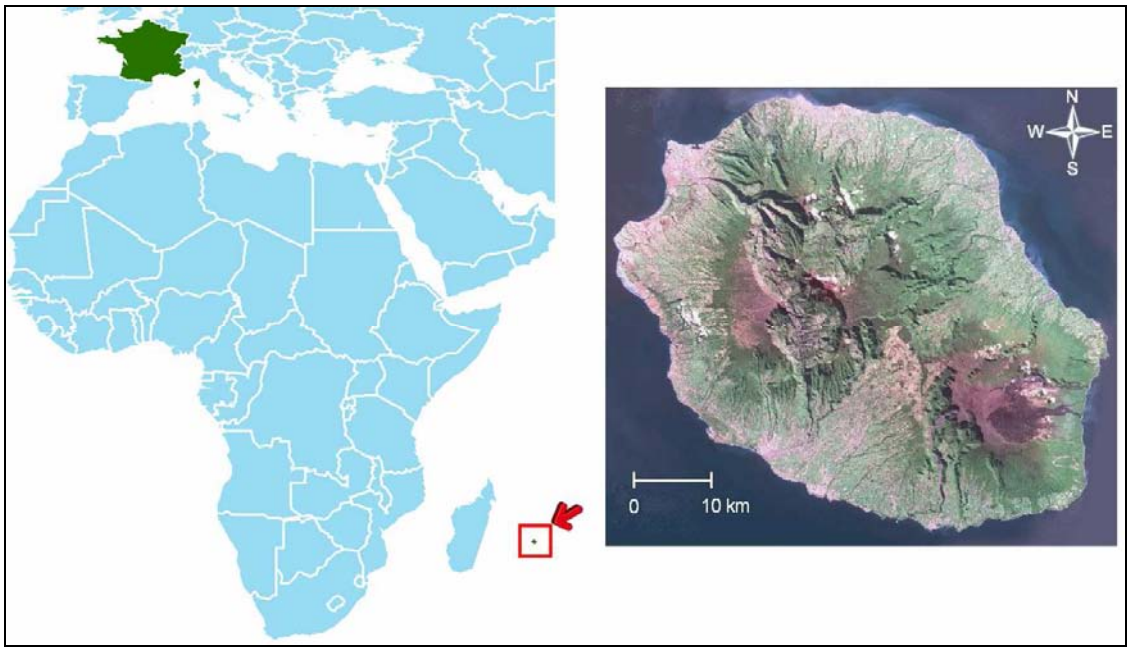


Figure 1. Localisation de l'île de La Réunion.

2.2.1.2. La filière canne à sucre

La canne à sucre (Figure 2) représente la principale culture de La Réunion. Elle est cultivée tout le long de la côte, sur une surface de 25 400 ha (Source: Agreste Réunion[5], 2006). Deux millions de tonnes de tiges sont récoltées chaque année par 4 000 planteurs pour

[5] http://agreste.agriculture.gouv.fr.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

produire environ 200 000 tonnes de sucre ; La Réunion est ainsi le premier producteur européen de sucre de canne.

Mises à part quelques grandes plantations appartenant à une poignée de propriétaires terriens, la canne à sucre à La Réunion est essentiellement cultivée par de petits planteurs, gérant des exploitations d'une surface moyenne de 6,48 ha (Figure 3). Dans le Nord-Est, la partie humide de l'île, la culture de la canne à sucre est pluviale, alors qu'elle est irriguée dans le Sud-Ouest plus sec.

Les plantations de canne à sucre à la Réunion ont lieu généralement entre les mois de novembre et de mars, *i.e.* pendant la période chaude et pluvieuse. La longueur moyenne du cycle total est entre 7 et 8 ans, soit une canne vierge suivie de 6 à 7 repousses (voir le cycle de la canne à La Réunion dans l'Annexe 1). L'âge des cannes à la récolte varie entre 10 et 12 mois pour les repousses et il est aux alentours de 18 mois pour les cannes vierges. La campagne de récolte se déroule généralement de juillet (saison sèche) à décembre (avant le retour des pluies).

Figure 2. Photo de canne à sucre à La Réunion (© V. Lebourgeois).

Un mois avant le début de la campagne, les deux usines sucrières de l'île définissent le quota journalier que pourra fournir chaque agriculteur (tonnage par nombre de jours de campagne), en se basant sur les estimations individuelles de production. Le prix de la tonne de canne livrée dépend de sa richesse en sucre et de la richesse moyenne des livraisons de la même période.

Pivot de l'agriculture, la canne à sucre occupe plus que 60% des surfaces agricoles disponibles à la Réunion, et génère 15 000 emplois, directs et indirects. Sur cette île, dont la démographie est croissante, le défi est de taille : augmenter la production agricole tout en développant l'urbanisme. A la fois social, économique et culture propre, la canne est le ciment d'une réflexion collective pour le développement durable de l'île (CIRAD, 2008).

Une présentation générale sur la culture de la canne à sucre dans le monde est fournie dans l'Annexe 2.

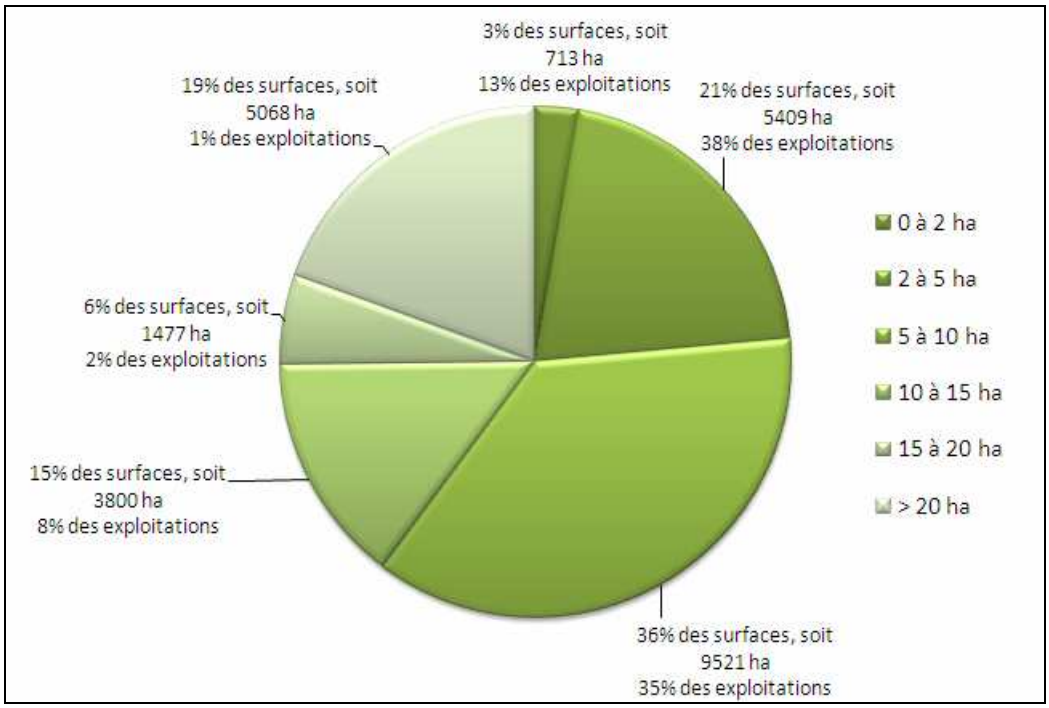


Figure 3. Classification des exploitations cannières selon leur surface en canne (Source : DAF Réunion, Février 2006).

2.2.1.3. Le besoin de suivi des coupes

L'un des principaux besoins exprimés par l'industrie de la canne à sucre à La Réunion et 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 accroitre l'efficacité à la fois dans l'usine et au champ. En effet, la récolte de la canne est une étape cruciale et demande une grande organisation logistique. Sa durée, généralement de 4 à 6 mois, est fonction des conditions climatiques qui déterminent la richesse en sucre, et du dimensionnement des usines qui fonctionnent nuit et jour à flux tendu. La coupe de la canne peut s'effectuer dans certaines régions du monde en continu toute l'année.

La récolte se fait encore beaucoup à la main dans les pays où la main d'œuvre reste bon marché, mais la mécanisation tend à se développer (Figure 4). Après la coupe, la canne doit être broyée dans les plus brefs délais, de 24h à 48h selon le mode de récolte, car on observe des processus chimiques entraînant l'apparition de sucres non cristallisables. Compte tenu de cette contrainte et de la quantité de biomasse à traiter (entre 60 et 120 tonne/ha), l'organisation de la récolte, des transports et du traitement de la canne doit être soigneusement planifiée sur les quelques mois que dure la récolte. A La Réunion, la filière souhaite avoir une information en temps réel sur les surfaces coupées durant la campagne avec une erreur inférieure à 5%.

Figure 4. Coupe mécanique d'une parcelle de canne à la Réunion (© M. El Hajj).

Un outil prometteur permettant de faire un suivi dynamique de la récolte de canne à sucre sur de grandes surfaces est l'analyse et l'exploitation des séries temporelles d'images satellites acquises à haute résolution spatiale. Nous nous intéressons dans cette thèse à cette application agricole qui représente un exercice difficile de suivi des opérations culturales. Cette application s'inscrit dans la continuité du projet SUCRETTE (Bégué *et al.*, 2005) mené par le CIRAD entre 2002 et 2004.

2.2.2. Télédétection et canne à sucre

Malgré la place importante occupée par la canne à sucre dans le monde, avec une contribution de 23% à la masse totale produite par l'agriculture mondiale (Source : FAO[6], 2007), peu d'études basées sur la télédétection ont été menées sur cette culture. Ceci est dû à la très forte variabilité spatio-temporelle de la canne, à la longueur de la saison de récolte (Bégué *et al.*, 2008), et à la difficulté de réaliser des mesures *in situ* sur de grandes surfaces (Simoes *et al.*, 2005).

Les recherches réalisées pour la canne à sucre dans le domaine de la télédétection ont été largement inspirées de ce qui a été fait pour d'autres graminées (Abdel-Rahman and Ahmed, 2008). Des approches directes ont été élaborées pour relier la biomasse de la canne à sucre à des mesures multi-spectrales acquises par des radiomètres (Simoes *et al.*, 2005), par des capteurs aéroportés (Schmidt *et al.*, 2000), par des satellites à haute résolution spatiale (Krishna Rao *et al.*, 2002; Ueno *et al.*, 2005; Almeida *et al.*, 2006), et des satellites à basse et moyenne résolution spatiale (Schmidt *et al.*, 2000; Bastidas-Obando and Carbonell-Gonzalez, 2007). D'autres approches indirectes qui combinent des données multi-spectrales avec des modèles agrométéorologiques et/ou écophysiologiques de production ont également été explorées (Rudorff and Batista, 1990; Bastiaanssen and Ali, 2003; Bappel *et al.*, 2005).

Ces études ont montré l'apport de la télédétection en général et de l'imagerie satellite en particulier pour différentes applications liées à la canne. (Almeida *et al.*, 2006) ont proposé une méthode de prévision de rendement de canne à sucre en utilisant des données ASTER et Landsat ETM+. (Fortes and Dematte, 2006) ont mis au point une méthodologie pour la discrimination des variétés de canne en utilisant les images Landsat ETM+. D'autres chercheurs ont étudié la contribution des images multi-temporelles optiques pour classer les parcelles de canne à sucre, *e.g.* (Xavier *et al.*, 2006), pour identifier leurs caractéristiques, *e.g.* (Gers, 2003; Bappel *et al.*, 2005), et pour avoir des informations sur le progrès de la récolte durant la saison de coupe, *e.g.* (Bégué *et al.*, 2004; Lebourgeois *et al.*, 2007).

[6] Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture (www.fao.org).

2.2.2.1. Le suivi des coupes à partir de l'imagerie multi-temporelle

L'utilisation de l'imagerie multi-temporelle pour le suivi des coupes de canne à sucre est récente et liée à l'évolution des solutions satellitaires (*i.e.* progrès techniques au niveau des résolutions spatiales des capteurs, et possibilité de programmer des images sur des sites précis). En 2001, (Gers and Schmidt, 2001) ont utilisé quatre images SPOT-4 (une peu avant la campagne de récolte et 3 durant la campagne) pour le suivi des coupes dans une région d'Afrique du sud. La précision de détection des coupes qu'ils ont obtenue varie entre 62% et 85% ; ils ont rapporté des limitations liées à la résolution spatiale des images qui, parfois, n'est pas forcement adaptée pour de petites parcelles. (Bégué *et al.*, 2004) ont montré l'apport des séries temporelles d'images SPOT-4&5 (avec 4 dates) pour la détection et l'estimation des surfaces de canne coupées en Guadeloupe, avec des résultats plutôt encourageants : 90% de pixels bien classés. (Lebourgeois *et al.*, 2007) ont également utilisé des données SPOT (3 images acquises durant la campagne de récolte) pour faire une cartographie des coupes à la Réunion, avec une précision globale entre 93,8% et 96,5%, et une précision de détection des coupes qui atteint 89,5%. Toutefois le nombre de parcelles impliquées dans cette étude était faible et les résultats ont été évalués sur la surface dégagée sur toutes les images (échantillonnage spatial dû à la nébulosité).

Les principales méthodes rapportées dans la littérature, pour faire le suivi des coupes se basent soit sur une classification multi-spectrale soit sur une différence bi-temporelle d'images dans le Moyen Infra-Rouge[7].

- La méthode de classification multi-spectrale consiste à faire une classification supervisée (Gers and Schmidt, 2001) ou non-supervisée (Lebourgeois *et al.*, 2007), de chaque image satellite selon les principaux états de surface d'une parcelle de canne (*e.g.* « canne verte », « résidus de récolte », « sol nu »), et à identifier ensuite les parcelles coupées en regroupant certaines classes (*e.g.* regroupement des classes « résidus de récolte » et « sol nu »). Pour réduire quelques confusions, certains auteurs (Bégué *et al.*, 2005) ont procédé à une comparaison de la classification obtenue avec celles des dates antérieures, en se basant sur les connaissances expertes sur le cycle de la canne.

  Les deux limitations majeures de la méthode de classification multi-spectrale sont :

[7] Les caractéristiques spectrales de la canne seront discutées plus en détails dans le chapitre 4.

  - La subjectivité et le temps considérable à investir dans la phase de photo-interprétation qui est nécessaire (i) pour réduire le nombre de classes (cas d'une classification non-supervisée) ou pour faire l'apprentissage (cas d'une classification supervisée), et (ii) pour détecter les coupes en comparant les classifications;

  - La confusion entre les différents états de parcelle lorsque le délai entre deux images dégagées est important (supérieur à 2 mois) ; étant donné que la campagne de récolte s'étend sur plusieurs mois (6 environ), il est difficile dans certains cas de distinguer une canne sur pied (non récoltée) d'une repousse qui a été récoltée au moins deux mois auparavant.

- La méthode de différence bi-temporelle dans le Moyen Infra-Rouge (Bappel, 2005) consiste à créer pour chaque couple d'images consécutives une image de différence, et à définir un seuil qui permet de discriminer les parcelles coupées des autres parcelles. Cette méthode a également montré des limitations importantes liées à la définition du seuil de changement, et à la grande sensibilité à la nébulosité ; en effet, avec ce type de méthode (*i.e.* bi-temporelle), les zones couvertes par les nuages dans les différentes images sont accumulées et seule l'intersection des parties dégagées dans les deux images est exploitable.

2.2.2.2. Besoin méthodologique

Afin de mieux répondre à l'application de suivi des coupes de canne à sucre à partir des séries temporelles d'images satellites, il est nécessaire d'élaborer et de développer une nouvelle méthode qui :

- intègre les connaissances expertes sur le système de culture de la canne à sucre dans le processus du traitement. Cette intégration permet d'automatiser la détection des coupes, et de réduire l'intervention humaine et le temps de traitement ;

- soit robuste au manque de données lié aux conditions atmosphériques ou à la fréquence d'acquisition. Pour cela le recours à des données provenant d'autres sources indépendantes des images est nécessaire ;

- exploite l'information temporelle dans la série afin d'améliorer les performances ;

- fournisse des cartes de coupes associées à des facteurs de confiance pour assurer la crédibilité des produits auprès de la filière.

Rapport-Gratuit.com

2.3. Les données satellite et agronomiques

2.3.1. Séries temporelles d'images SPOT

Les données satellite utilisées dans cette thèse sont constituées d'une quarantaine d'images SPOT provenant de la base de données (BD) Kalideos ISLE-Réunion©[8]. Cette BD, mise en place par le CNES[9] (DeBoissezon and Sand, 2006; CNES, 2007), regroupe des images acquises par les satellites SPOT-1, 2, 3, 4 et 5 sur l'île de la Réunion entre 1986 et 2008. Son objectif est de promouvoir auprès de scientifiques de divers domaines, l'utilisation de la télédétection, tout en leur offrant la possibilité d'accéder, de façon aisée, à des données spatiales adaptées à leurs problématiques.

Les séries temporelles d'images que nous avons choisies à partir de la BD Kalideos ISLE-Réunion© sont acquises par les satellites SPOT-4 et SPOT-5. Une dizaine d'images environ dans chacune des années 2003, 2004, 2006 et 2007 ont été sélectionnées[10] (Figure 5). Les caractéristiques de ces images sont recensées dans le Tableau 2 et les *quick-looks* (*i.e.* imagettes) figurent dans l'Annexe 3.

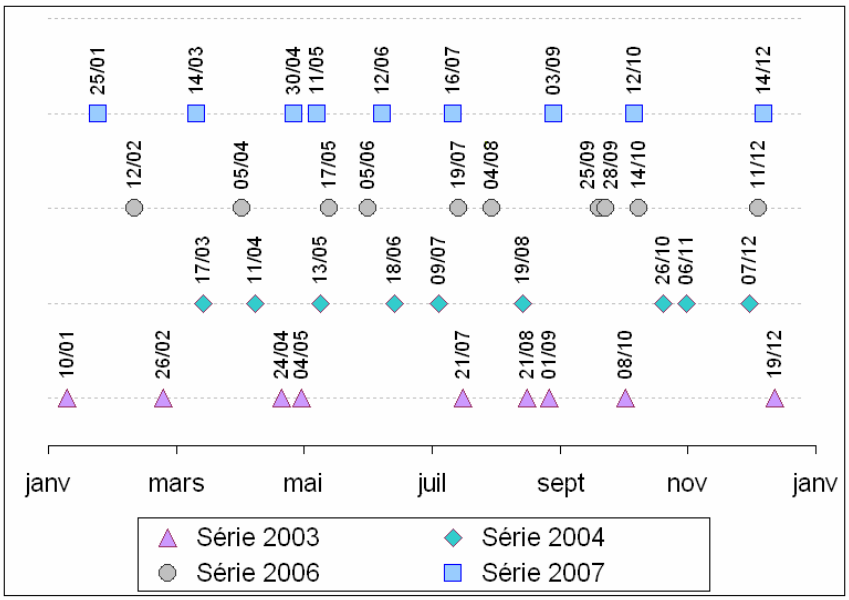


Figure 5. Dates d'acquisition des images SPOT dans les séries temporelles de 2003, 2004, 2006 et 2007.

[8] Information Satellitaire pour L'Environnement - Réunion.
[9] Centre National d'Etudes Spatiales.
[10] Le choix des années a été fait en fonction de la disponibilité des données terrain sur les sites d'étude présentés dans la section 2.3.2.

Date	Satellite	Capteur	Mode	Angle d'incidence[11] (en °)	Elévation solaire (en °)	Angle de phase[12] (en °)
10/01/2003	SPOT 5	HRG 2	J	-04,65	64,10	21,28
26/02/2003	SPOT 5	HRG 1	J	-11,94	58,54	22,07
24/04/2003	SPOT 5	HRG 1	J	-04,38	48,02	40,23
04/05/2003	SPOT 5	HRG 1	J	10,90	46,80	47,99
21/07/2003	SPOT 5	HRG 1	J	10,58	41,20	53,13
21/08/2003	SPOT 5	HRG 1	J	18,17	48,90	51,00
01/09/2003	SPOT 5	HRG 1	J	-04,42	50,63	37,31
08/10/2003	SPOT 5	HRG 1	J	-25,95	60,40	19,75
19/12/2003	SPOT 5	HRG 1	J	-02,90	67,20	19,90
17/03/2004	SPOT 5	HRG 2	J	-19,10	54,20	25,24
11/04/2004	SPOT 5	HRG 1	J	17,96	52,45	48,42
13/05/2004	SPOT 5	HRG 1	J	-11,80	42,90	43,86
18/06/2004	SPOT 5	HRG 2	J	03,25	39,10	51,95
09/07/2004	SPOT 5	HRG 1	J	-04,73	38,83	49,70
19/08/2004	SPOT 5	HRG 1	J	17,96	48,50	51,24
26/10/2004	SPOT 5	HRG 2	J	03,30	67,90	24,94
06/11/2004	SPOT 5	HRG 1	J	-19,16	66,63	9,07
07/12/2004	SPOT 5	HRG 1	J	-12,28	66,65	11,19
12/02/2006	SPOT 5	HRG 2	J	-25,74	57,11	12,60
05/04/2006	SPOT 5	HRG 2	J	-25,87	49,58	31,00
17/05/2006	SPOT 4	HRVIR 2	XI	10,38	43,59	51,10
05/06/2006	SPOT 5	HRG 2	J	24,74	41,04	59,68
19/07/2006	SPOT 4	HRVIR 2	XI	-12,04	39,20	46,54
04/08/2006	SPOT 4	HRVIR 2	XI	-28,79	40,88	41,16
25/09/2006	SPOT 4	HRVIR 2	XI	-25,80	56,53	22,91
28/09/2006	SPOT 5	HRG 2	J	03,34	59,77	32,50
14/10/2006	SPOT 5	HRG 1	J	-11,86	62,88	19,26
11/12/2006	SPOT 4	HRVIR 2	XI	11,10	69,10	32,00
25/01/2007	SPOT 5	HRG 1	J	-24,79	65,07	4,98
14/03/2007	SPOT 5	HRG 1	J	19,15	54,21	51,72
30/04/2007	SPOT 4	HRVIR 1	XI	25,10	48,42	55,96
11/05/2007	SPOT 4	HRVIR 2	XI	02,90	44,33	46,93
12/06/2007	SPOT 4	HRVIR 1	XI	-26,20	37,35	46,64
16/07/2007	SPOT 5	HRG 1	J	10,63	39,58	54,93
03/09/2007	SPOT 4	HRVIR 1	XI	-19,60	49,54	32,09
12/10/2007	SPOT 4	HRVIR 2	XI	-25,80	62,80	13,38
14/12/2007	SPOT 5	HRG 2	J	03,29	66,01	27,28

Tableau 2. Caractéristiques des images SPOT issues de la base de données Kalideos ISLE-Réunion et utilisées dans cette thèse. (XI : mode multi-spectral de SPOT 4 ; J : mode multi-spectral de SPOT 5).

[11] Angle entre la normale à l'ellipsoïde référencé qui passe par le centre de la scène et la direction de visée du satellite vers le même point.

[12] Angle entre les projections sur le plan horizontal des directions (soleil, centre de la scène) et (satellite, centre de la scène).

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Les instruments HRVIR 1&2 et HRG 1&2 des satellites SPOT-4 et SPOT-5 respectivement, permettent d'acquérir le rayonnement dans quatre bandes spectrales : Vert, Rouge, Proche Infra-Rouge (PIR) et Moyen Infra-Rouge (MIR). Ces quatre bandes correspondent respectivement aux intervalles de longueurs d'ondes allant de 0,50 à 0,59 µm, de 0,61 à 0,68 µm, de 0,78 à 0,89 µm et de 1,58 à 1,75 µm. Les images acquises par ces instruments sont caractérisées par une haute résolution spatiale : un pixel dans une image SPOT-4 représente un carré de taille 20 x 20 m² dans toutes les bandes spectrale, et dans une image SPOT-5, il représente un carré de 10 x 10 m² dans le Vert, Rouge et PIR, et 20 x 20 m² dans le MIR.

La plupart des produits multi-spectraux SPOT-4 et SPOT-5 disponibles dans la BD Kalideos ISLE-Réunion©, pour les acquisitions à partir de l'année 2000, sont actuellement fournis avec trois niveaux de correction (niveau N3) : image ortho-rectifiée, image de réflectances au sommet de l'atmosphère (*Top Of Atmosphere*), et image de réflectances au sol (*Top Of Canopy)*. Les phases de pré-traitement des séries temporelles d'images SPOT seront discutées plus en détail dans le chapitre suivant.

2.3.2. Sites d'étude et base de données

2.3.2.1. Exploitations de canne à sucre

Trois exploitations de canne à sucre ont été choisies pour la mise au point et l'évaluation de la méthodologie de suivi des coupes (Figure 6). Il s'agit des exploitations de M. Barau (au Nord), M. Caruel (au Nord) et M. Isautier (au Sud).

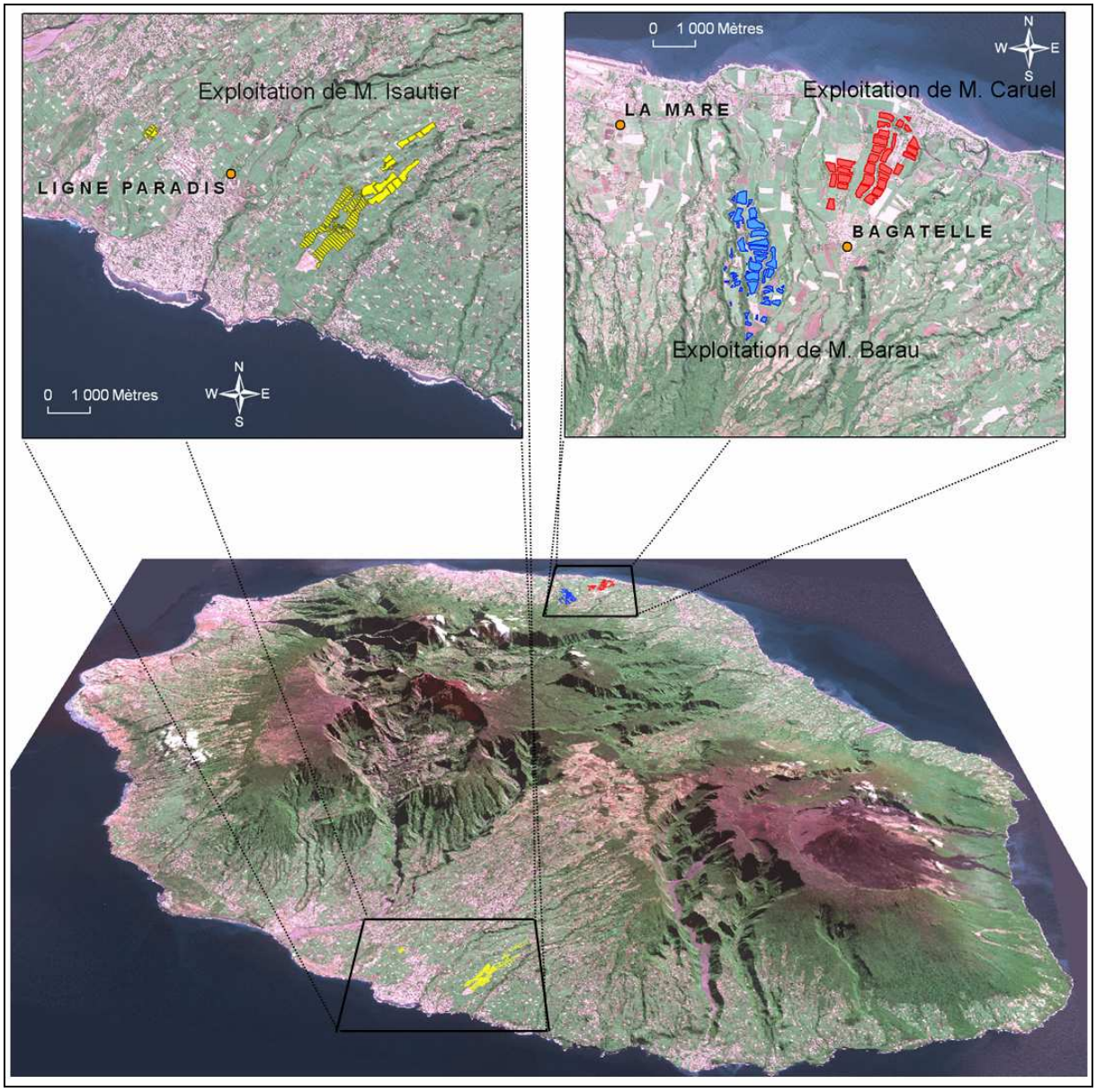


Figure 6. Localisation des exploitations de M.Barau, M. Caruel et M.Isautier sur l'île de la Réunion, et des stations météorologiques.

Critères du choix

Le choix des exploitations a été fait en fonction de plusieurs critères :

- La disponibilité de la vérité terrain (archive) : les exploitations des agriculteurs qui sont en relation avec le CIRAD ont été privilégiées afin d'utiliser les bases de données terrain, nécessaires pour la validation de la méthodologie.

- La localisation géographique en fonction des différentes zones climatiques : le climat de la Réunion est caractérisé par une grande variabilité pluviométrique entre la zone Est-Nord Est et la zone Ouest-Sud Ouest de l'île, du fait des hauts reliefs. Les précipitations tendent à se concentrer sur la zone directement exposée à l'humidité océane apportée par les vents du secteur Est. On parle ainsi de zone « au vent ». A l'inverse, la zone « sous le vent », qui bénéficie de l'abri du relief, est beaucoup plus sèche. Cette variabilité climatique Est-Ouest entraine une variabilité dans le comportement de la canne à sucre au cours de son cycle annuel. Deux exploitations, celles de M. Barau et M. Caruel, ont été choisies dans la zone « au vent », et la troisième exploitation, celle de M. Isautier, a été choisie dans la zone « sous le vent ». La Figure 7 montre, entre autres, les différences entre les précipitations mensuelles enregistrées en 2007 dans les stations météorologiques près des exploitations de M. Caruel et de M. Isautier.

- Le système cultural (*i.e.* la prise en compte du facteur « irrigation ») : situées dans la zone humide de l'île, les exploitations de M. Barau et M. Caruel ne sont pas irriguées, tandis que celle de M. Isautier l'est en partie.

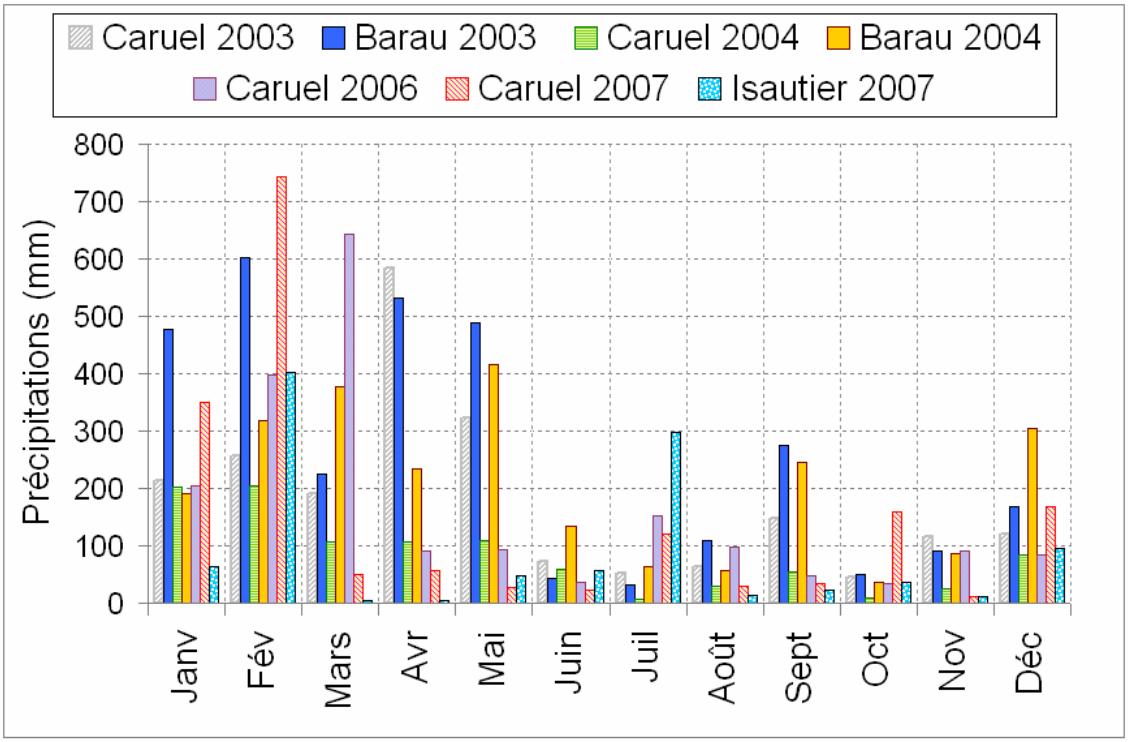


Figure 7. Précipitations mensuelles enregistrées en 2003, 2004, 2006 et 2007 dans les stations météorologiques situées à coté des exploitations de M. Caruel (Nord), M. Barau (Nord) et de M. Isautier (Sud).

Caractéristiques

L'exploitation de M. Caruel se trouve à une altitude moyenne de 107 m et comporte 30 parcelles. La surface moyenne des parcelles est de 5,4 ha et la variété principale de canne plantée sur cette exploitation est la R579.

La deuxième exploitation, celle de M. Barau, se situe un peu dans les hauteurs de l'île. Elle est à une altitude moyenne de 346 m, et elle dispose de 44 parcelles avec une surface moyenne de 3,5 ha. Les variétés principales plantées sur cette exploitation sont à surfaces égales la R570 et la R579.

Quant à l'exploitation de M. Isautier, elle est à une altitude moyenne de 259 m et est composée de 111 parcelles. La surface moyenne des parcelles est de 1,68 ha et la variété plantée est principalement la R570. Les surfaces minimum et maximum des parcelles des trois exploitations, ainsi que la gamme d'altitudes à laquelle elles sont situées sont données dans le Tableau 3.

	Nombre de parcelles	Surface min. de parcelle (ha)	Surface max. de parcelle (ha)	Altitude min (m)	Altitude max (m)
Caruel	30	0,58	8,55	44,13	204,01
Barau	44	0,30	10,30	161,11	545,39
Isautier	111	0,08	10,38	105,17	540,48

Tableau 3. Caractéristiques des trois exploitations de canne à sucre à La Réunion.

2.3.2.2. Parcellaire graphique

Un parcellaire définissant les limites de chaque parcelle de canne à sucre à La Réunion était disponible. Ce parcellaire a été fourni par la DAF à l'échelle de l'îlot en utilisant les orthophotos IGN 2003 dont la résolution spatiale est de 50 cm. Il a ensuite été affiné par le CIRAD (Lebourgeois *et al.*, 2007) à l'échelle de la parcelle agronomique, en utilisant une image SPOT à 2,5 m.

2.3.2.3. Données agronomiques

Les bases de données agronomiques des trois exploitations étaient accessibles pour certaines années. Dans ces bases de données, sont renseignées les dates de coupe et de plantation ainsi que la surface de chaque parcelle. Dans certaines bases (M. Barau et M. Caruel), le rendement des parcelles est également renseigné.

Les données disponibles de M. Barau sont celles correspondant aux années 2003 et 2004. Celles de M. Caruel correspondent aux années de 2003, 2004, 2006 et 2007. Seules les données sur l'année de 2007 étaient disponibles pour l'exploitation de M. Isautier.

En utilisant les dates de récolte rapportées par les trois exploitants, nous avons construit une base de vérité terrain « coupes » durant les campagnes de récolte. Cette base de données indique, pour chaque campagne, l'état de chaque parcelle (si elle a été coupée ou non) entre deux images satellites dégagées. Nous signalons que les dates de coupe rapportées par les exploitants sont approximatives : elles correspondent aux dates situées au milieu des périodes de coupe des parcelles, périodes qui peuvent durer plusieurs semaines pour des raisons logistiques.

2.3.2.4. Données météorologiques

Des données climatiques journalières enregistrées dans les stations météorologiques les plus proches de chacune des trois exploitations de canne à sucre (Figure 6**)** ont été recueillies pour la période d'acquisition satellite. Ces données sont les précipitations journalières (mm), le potentiel d'évapo-transpiration (mm), le rayonnement global (J/m²), et les valeurs minimale, maximale et moyenne de température (°C). Nous présentons dans la Figure 7 les précipitations mensuelles enregistrées sur chacun des sites.

2.4. Conclusion

Les séries temporelles d'images SPOT acquises sur La Réunion et disponibles pour cette thèse, constituent un jeu de données pertinent pour le développement de méthodes de suivi des opérations culturales à partir des images à haute résolution spatiale. L'intérêt de ce jeu de données réside à la fois dans son volume (des séries temporelles sur plusieurs années), mais aussi dans le fait qu'il est acquis avec un pas de temps irrégulier, et présente une nébulosité saisonnière tout à fait caractéristique de la plupart des surfaces terrestres agricoles.

L'application agricole à laquelle nous nous intéressons, le suivi des coupes de canne à sucre, répond à l'un des principaux besoins exprimés par la filière à La Réunion et à travers le monde. En effet, en raison de la complexité du système de culture de la canne à sucre qui induit une forte variabilité spatio-temporelle des parcelles, l'utilisation des séries temporelles à haute résolution spatiale apparaît comme un outil approprié pour suivre les coupes sur de grandes surfaces. Toutefois, les méthodes développées jusqu'à présent pour suivre cette opération culturale restent limitées et souffrent de subjectivité, du manque d'automatisation, ainsi que d'une grande sensibilité à la présence des nuages et au rythme irrégulier d'acquisition d'image.

Etant donnée la disponibilité des données satellites, des données agronomiques et également des données météorologiques sur certains sites à La Réunion, nous proposons de développer un système d'aide à la détection des coupes de canne à sucre. La démarche de conception de ce système se veut générique même si l'ensemble est illustré par l'application.

Avant d'aborder la conception de ce système, nous nous intéresserons au pré-traitement des séries temporelles d'images satellites.

Chapitre 3 :

Pré-traitement des images dans les séries temporelles

Sommaire

3.1. Introduction 50

3.2. Correction géométrique 51

3.3. Correction radiométrique 53

3.3.1. Calcul de la réflectance au sommet de l'atmosphère 55

3.3.2. Normalisation radiométrique relative 57

3.3.2.1. Image de référence 57

3.3.2.2. Sélection automatique des cibles invariantes 57

3.3.2.3. Calculs et inversion des régressions 60

3.3.3. Correction atmosphérique 63

3.3.3.1. Données atmosphériques 63

3.3.3.2. Calcul de la réflectance au sol 65

3.3.4. Résultats et discussion 67

3.3.4.1. Validation de la sélection automatique des cibles invariantes 68

3.3.4.2. Comparaison entre normalisation relative et correction atmosphérique 71

3.3.4.3. Impact sur les propriétés spectrales de la canne à sucre 74

3.4. Conclusion 77

Rapport-Gratuit.com

3.1. Introduction

L'utilisation quantitative des séries temporelles d'images satellites nécessite des phases de pré-traitement géométrique et radiométrique pour rendre les images superposables et comparables.

Au début de cette thèse, les images SPOT disponibles dans la BD Kalideos ISLE-Rénion© étaient au niveau 1A[13] ; ainsi les corrections géométriques et radiométriques ont été réalisées au sein du CIRAD. Nos travaux de recherche ont porté principalement sur le développement d'une méthode automatique de normalisation radiométrique relative des images.

Au cours de la thèse, le CNES a lancé une campagne de pré-traitement des données de Kalideos ISLE-Rénion©. Ainsi, un deuxième jeu de données images a été fourni avec trois niveaux de pré-traitement pour chaque date : image ortho-rectifiée, image de réflectance au sommet de l'atmosphère et image de réflectance au sol. En utilisant ce nouveau jeu de données, nous avons comparé la méthode de normalisation relative que nous avons développée à celle de correction atmosphérique utilisée par le CNES pour produire les images de réflectance au sol ; le but de cette comparaison est d'étudier si la normalisation relative permet d' « éviter » la correction atmosphérique.

Dans ce chapitre, nous décrivons chacune des phases de pré-traitement des séries temporelles d'images SPOT. Nous consacrons la majeure partie à la correction radiométrique, notamment à la normalisation, et à la comparaison de la méthode de normalisation relative avec celle de correction atmosphérique.

Les principaux résultats de ce chapitre ont fait l'objet :

- d'un article *« Relative radiometric normalization and atmospheric correction of a SPOT 5 time series »* (El Hajj *et al.*, 2008c) publié dans la revue *Sensors* (Facteur d'impact = 1,573 ; 2007) ;
- de deux communications dans les colloques internationaux ISPRS (Houlès *et al.*, 2006) avec un poster et SPIE (El Hajj *et al.*, 2007b) avec une présentation orale.

Ces publications sont fournies dans l'Annexe P.1.

[13] Les données SPOT de niveau 1A ont subi une correction radiométrique des distorsions dues aux écarts de sensibilité entre les détecteurs élémentaires de l'instrument de prise de vue.

3.2. Correction géométrique

Les images acquises par les satellites SPOT sont, comme toutes les données de télédétection, sujettes à des distorsions géométriques. Ces distorsions sont dues notamment à des erreurs de positionnement du satellite sur son orbite (mouvement du système de balayage, mouvement de la plate-forme, etc.), au fait que la Terre tourne autour de son axe durant l'enregistrement de l'image, et aux effets du relief et de la courbure de la Terre. Ces distorsions sont amplifiées par la visée oblique des capteurs ; le dépointage latéral des instruments HRVIR 1&2 et HRG 1&2 des satellites SPOT-4&5 varie entre +/- 27° (Figure 8). Il est donc nécessaire avant de réaliser n'importe quel processus de traitement d'images, de passer par une phase de correction géométrique pour :

(1) compenser les distorsions géométriques affectant les images, de telle sorte que la représentation de chaque image soit aussi proche que possible de la réalité ;

(2) rendre toutes les images dans la série superposables, en assortissant à chaque pixel sa véritable position en coordonnées au sol.

Certaines distorsions, comme les effets du relief, de rotation de la Terre et de visée oblique, sont systématiques ou prévisibles. Il est donc possible de corriger ces effets par une modélisation précise du mouvement de la plate-forme et du capteur, et par une relation géométrique entre la plate-forme et la Terre en utilisant un MNT (Modèle Numérique de Terrain).

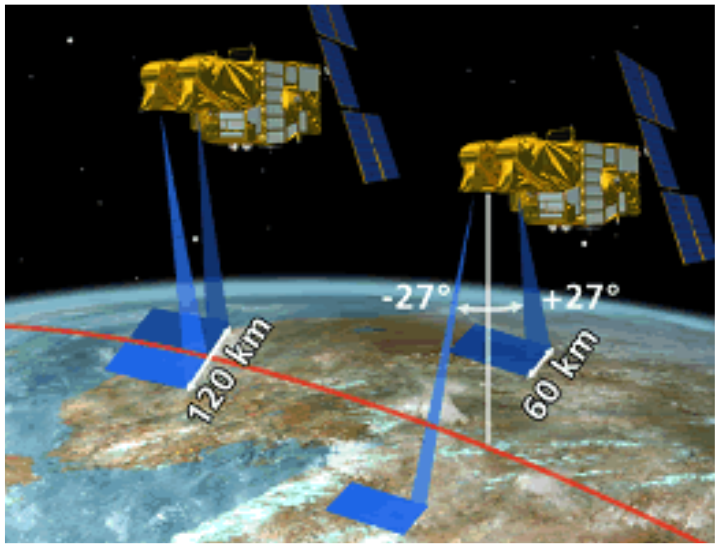


Figure 8 Champ de vue des instruments HRG 1&2 du satellite SPOT-5.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

D'autres erreurs non systématiques, ne peuvent être modélisées de cette manière, et l'on doit effectuer la correspondance géométrique de l'image à un système connu de coordonnées au sol. Ceci se fait en identifiant des coordonnées de l'image (*e.g.* ligne et colonne) de plusieurs points clairement distincts, appelés points amers ou points d'appuis, sur l'image à corriger et en les assortissant à leurs véritables positions en coordonnées au sol (*e.g.* en latitude et longitude).

La correction géométrique réalisée au début de la thèse (au sein du CIRAD) sur les images SPOT dans nos séries, a été faite par ortho-rectification (correction qui prend en compte les distorsions dues au relief). Le modèle de déformation géométrique SPOT fourni par ERDAS IMAGINE™ a été utilisé, en intégrant un MNT (BD ORTHO®, IGN)[14] et une trentaine de points amers répartis sur la surface de l'île de La Réunion. Les points amers ont été sélectionnés en se basant sur une image de référence, l'image SPOT-5 du 06/07/2002, première image ortho-rectifiée par le CNES disponible dans la BD Kalideos Isle-Réunion©. La résolution spatiale de cette image est de 2,5 mètres. Le modèle mathématique de ré-échantillonnage utilisé est celui du « plus proche voisin ».

La correction géométrique effectuée par le CNES durant la campagne de pré-traitement est basée sur une « Dalle3D » de référence, réalisée à partir d'une ortho-mosaïque et d'un MNT respectivement à 2,5 m et 25 m de résolution spatiale (Lafrance, 2006). Le système de coordonnées de référence choisi est l'UTM (zone 40 sud). L'erreur quadratique moyenne de la correction géométrique de chaque image a été inférieure à 0,5 pixel.

[14] Les MNTs dans la BD ORTHO® ont une résolution de 25 m en *x* et *y*, et une précision de 5 m en altitude.

3.3. Correction radiométrique

La première étape dans le processus de correction radiométrique consiste à calculer pour chaque image les réflectances des pixels au sommet de l'atmosphère, *Top Of Atmosphere* (TOA). Cette étape permet d'obtenir, pour une même bande spectrale, des mesures physiques qui sont indépendantes des caractéristiques du capteur. L'étape suivante consiste à normaliser la radiométrie des images. En effet, les images dans les séries temporelles sont souvent acquises par différents capteurs et sous différentes conditions atmosphériques et géométriques (*e.g.* illumination solaire, angles de prise de vue). La normalisation radiométrique de ces images est donc nécessaire pour enlever les distorsions radiométriques et pour les rendre comparables. Les effets d'artefacts, de directionnalité de surface et de l'atmosphère peuvent être corrigés d'une manière absolue ou relative.

Il existe plusieurs algorithmes opérationnels permettant de corriger les perturbations atmosphériques tels que Modtran2 (Anderson *et al.*, 1993), 5S (Tanre, 1990), SMAC (basé sur 5S) (Rahman and Dedieu, 1994) et 6S (Vermote *et al.*, 1997). L'objectif principal de ces codes est d'estimer la réflectance au sol, *Top Of Canopy* (TOC), à partir de la réflectance au sommet de l'atmosphère (TOA), cette dernière étant dérivée du rayonnement mesuré par le capteur. Pour se faire, des informations sur la sensibilité spectrale du capteur et sur les propriétés atmosphériques (teneur en gaz et en aérosols), au moment de l'acquisition de l'image, sont nécessaires pour estimer les effets atmosphériques de dispersion et d'absorption.

D'autres méthodes basées sur la soustraction d'objets sombres, *Dark Object Substraction* (DOS), ont également été développées (Teillet and Fedosejevs, 1995; Chavez Jr, 1996; Song *et al.*, 2001); ces méthodes permettent de s'affranchir de mesures atmosphériques mais exigent des codes de transfert radiatif pour faire la correction radiométrique absolue.

Afin d'éviter le besoin à la fois de codes de transfert radiatif et des propriétés optiques de l'atmosphère (qui sont difficiles à acquérir en particulier pour des données historiques), beaucoup d'investigateurs ont eu recours à la normalisation radiométrique relative. Les méthodes proposées supposent toutes que la relation entre les rayonnements TOA d'une région de réflectance constante et homogène dans l'espace, enregistrés à deux instants différents, peuvent être approchées par une fonction linéaire. Le procédé de normalisation d'images peut alors être réduit à un calcul de régression linéaire pour chaque bande spectrale

(Schott *et al.*, 1988; Hall *et al.*, 1991; Salvaggio, 1993; Séguis and Puech, 1997; Furby and Campbell, 2001; Du *et al.*, 2002).

La difficulté principale des méthodes de normalisation relative réside dans la détermination des cibles dans la scène dont les réflectances sont presque constantes au cours du temps (*i.e.* cibles invariantes). Il est efficace de choisir manuellement ces cibles invariantes comme présenté par (Schott *et al.*, 1988) et (Salvaggio, 1993), mais cette approche est coûteuse en temps et pourrait aboutir à une normalisation radiométrique subjective. (Elvidge *et al.*, 1995) ont développé une méthode qui sélectionne automatiquement les pixels invariants, en utilisant des diagrammes bidimensionnels des réflectances dans le Proche Infrarouge des images à normaliser. Cette méthode est efficace (Yuan and Elvidge, 1998), mais elle est seulement applicable aux images acquises sous des géométries semblables d'éclairement solaire, et pour des conditions phénologiques similaires. Une autre méthode pour déterminer automatiquement les pixels invariants a été présentée par (Nielsen *et al.*, 1998). Cette méthode, *Multivariate Alteration Detection* (MAD), effectue des analyses traditionnelles de corrélations canoniques, pour trouver des combinaisons linéaires entre deux groupes de variables (*e.g.* les bandes spectrales des images à normaliser). Les principaux inconvénients de cette méthode sont l'aspect bruyant des variables aléatoires de sortie (*i.e.* les MAD), le temps de calcul, et le besoin de ressources informatiques importantes lors de son application sur des images acquises à haute résolution spatiale (*e.g.* images SPOT). Des extensions plus récentes de cette méthode ont été développées pour améliorer ses performances, mais le temps de calcul et le problème de consommation de ressources demeurent (Nielsen and Canty, 2005; Nielsen, 2007).

D'après ce qui précède, on remarque qu'il est nécessaire de développer et d'évaluer une nouvelle méthode de normalisation radiométrique, qui soit adaptée au pré-traitement des séries temporelles acquises à haute résolution spatiale, et en particulier aux images SPOT. Cette méthode devrait être autonome, rapide et objective ; elle devrait également pouvoir pré-traiter des images multi-temporelles acquises sous différentes conditions atmosphériques et géométriques, et à différentes saisons (*e.g.* pour différentes conditions phénologiques). Ce besoin représente l'une des principales préoccupations de cette thèse.

Dans les sous-sections qui suivent, nous décrivons tout d'abord comment ce fait le calcul des réflectances TOA dans les images SPOT. Ensuite nous proposons une nouvelle méthode pour la normalisation radiométrique relative des séries temporelles. Cette méthode est basée

sur des régressions linéaires, dérivées des réflectances de cibles invariantes sélectionnées automatiquement.

Nous présentons également la méthode de correction atmosphérique, utilisée par le CNES, qui emploie le code 6S (Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum) (Vermote *et al.*, 1997). Les résultats de cette méthode (*i.e.* les images de réflectances au sol) nous serviront de référence pour la validation de notre méthode de normalisation.

Le jeu de données satellite qui a servi au développement et à la validation de notre méthode de normalisation est constitué des séries temporelles acquises en 2003 et 2004 (*c.f.* Section 2.3.1).

3.3.1. Calcul de la réflectance au sommet de l'atmosphère

Cette étape de correction radiométrique consiste à calculer pour chaque image les réflectances au sommet de l'atmosphère, *i.e.* réflectance TOA. En effet, les images SPOT sont fournies en comptes numériques qui sont simplement égalisés (corrigés pour le comportement individuel de chaque détecteur de pixel) et sans étalement dynamique. Cette phase de correction prend en considération :

a) les paramètres de calibration à la date d'acquisition ;

b) l'angle zénithal solaire ;

c) l'éclairement solaire exo-atmosphérique.

Afin d'obtenir des mesures physiques qui sont indépendantes des caractéristiques du capteur, les comptes numériques doivent être tout d'abord convertis en luminance. Dans une bande spectrale k, la luminance d'un pixel L^k_{TOA} au niveau TOA est liée au compte numérique X^k par la relation suivante :

$$L^k_{TOA} = \frac{X^k}{A_k . G^k_m} \qquad (1)$$

avec :

- A_k est le coefficient absolu de calibration pour la bande k, estimé pour la date de l'acquisition d'image. Ce coefficient a été fourni par le CNES (Meygret, 2007) pour chaque image ; il tient compte de la dégradation du capteur avec le temps.

- G^k_m est le gain analogique de l'amplificateur à bord pour la bande k (Meygret, 2007).

La luminance L^k_{TOA} de chaque pixel dans chaque bande doit ensuite être normalisée par le flux solaire incident au sommet de l'atmosphère, afin d'obtenir une réflectance de surface au niveau TOA, ρ^k_{TOA}. Ceci est calculé par :

$$\rho^{k}_{TOA} = \frac{\pi . L^{k}_{TOA}}{E^{k}_{S} . \cos\theta_S . (d_0 / d)^2} \qquad (2)$$

avec :

- E^k_S est l'éclairement solaire moyen exo-atmosphérique pour chaque bande k. Il peut être récupéré à partir des méta-données fournies avec l'image ou à partir du code 6S de transfert radiatif (Vermote *et al.*, 1997).

- θ_S est l'angle zénithal solaire provenant des données auxiliaires.

- d_0/d est le rapport entre la distance Terre-Soleil à la date d'acquisition et la distance moyenne Terre-Soleil (par an) (Vermote *et al.*, 1997).

Enfin, pour prendre en considération les effets de la pente de surface, on remplace, en utilisant un MNT, le cos(θ_S) dans l'équation 2 par β_S :

$$\beta_S = \cos(\theta_S) \cdot \cos(\theta_n) + \sin(\theta_S) \cdot \sin(\theta_n) \cdot \cos(\varphi_S - \varphi_n) \qquad (3)$$

avec θ_n est l'angle zénithal de surface (la pente), φ_S est l'angle azimutal solaire et φ_n l'angle azimutal de surface (orientation). La pente et l'orientation sont extraites du MNT raster.

Ce passage du compte numérique à la réflectance TOA a été réalisé pour toutes les images SPOT dans notre série temporelle.

3.3.2. Normalisation radiométrique relative

Nous avons développé une méthode simplifiée pour la normalisation radiométrique relative des images satellites acquises à haute résolution spatiale. Cette méthode n'exige pas de données atmosphériques, et tend à minimiser uniformément les effets de changement des conditions atmosphériques et solaires, par rapport à une image de référence. Le processus est basé sur le calcul de régressions linéaires qui relient les bandes spectrales des images dans la série à celles d'une image de référence. Trois étapes principales sont identifiées : le choix de l'image de référence, la sélection des cibles invariantes, et le calcul et l'inversion des régressions linéaires.

3.3.2.1. Image de référence

Parmi l'ensemble des images de la série temporelle, une image de référence doit être choisie. C'est par rapport à cette image que toutes les autres seront normalisées. Il est donc important qu'elle réponde à plusieurs critères :

- Une couverture nuageuse minimale ;
- Un faible pourcentage de pixels saturés ;
- Une large dynamique de radiométrie ;
- Une date d'acquisition proche du milieu de la série.

Ces critères permettent de maximiser le nombre et la diversité de cibles invariantes détectables. L'image de référence que nous avons choisie pour normaliser les séries de 2003 et 2004 est celle acquise le 13 mai 2004.

3.3.2.2. Sélection automatique des cibles invariantes

Afin de rendre le procédé de sélection des cibles invariantes (CI) objectif et pour obtenir un nombre suffisant de CI couvrant une large gamme spectrale, nous avons développé une technique de sélection automatique. L'organigramme de cette technique est représenté dans la Figure 9. Pour chaque image TOA dans la série temporelle, nous avons d'abord calculé une image multi-bande de différence (IMD), par une soustraction pixel à pixel de l'image de référence. Ensuite, nous avons appliqué à chaque IMD un ensemble de masques afin d'éliminer le maximum de pixels qui changent :

- Le premier est un masque de nuage créé pour chaque date à partir de l'IMD (voir l'Annexe 4).

- Le deuxième est un masque de saturation fourni avec chaque image, il permet de repérer dans chaque bande spectrale les pixels affectés par une saturation radiométrique et de les ignorer.

- Le troisième masque sert à éliminer un nombre maximum de pixels liés aux zones de végétation qui varient au cours du temps. Ce masque doit être créé en principe à partir d'une carte d'occupation des terres agricoles ; en raison de l'absence de cette donnée dans notre application, nous avons utilisé le parcellaire de canne à sucre comme masque. Ceci nous a permis d'éliminer environ 60 % de pixels liées aux terres agricoles.

- Le quatrième permet de masquer l'océan afin de ne garder que les pixels terrestres.

Nous avons ensuite choisi, pour chaque date, les CI en se basant sur les histogrammes des pixels restant dans les quatre bandes spectrales de l'IMD.

La forme de l'histogramme de chaque bande après l'application des masques dépend des types de changements qui se produisent entre la date d'acquisition de l'image à normaliser et celle de l'image de référence. En effet, chaque bande spectrale est sensible à différentes sortes de changement ; ainsi un changement d'occupation du sol pourrait engendrer une modification significative des valeurs des pixels dans une certaine bande, mais pas dans les autres. Dans toutes les bandes spectrales de l'IMD, les pixels avec des changements relativement faibles sont groupés autour des modes des histogrammes. Ceci signifie que « la majorité » des pixels restant après l'application des masques, est considérée comme des cibles sans aucun changement (ou presque). Les valeurs de différence correspondant à ces pixels sont différentes de zéro en raison du changement des conditions d'acquisition d'image d'une date à une autre. Le reste de l'histogramme correspond aux pixels avec de vrais changements. Ces pixels peuvent être affectés par les différences des conditions d'acquisition d'image, mais leur effet comparé au vrai changement est négligeable. La Figure 10 montre, à titre d'exemple, l'évolution de l'histogramme de l'IMD calculée entre les deux images SPOT acquises le 26 février 2003 et le 13 mai 2004, dans le Vert.

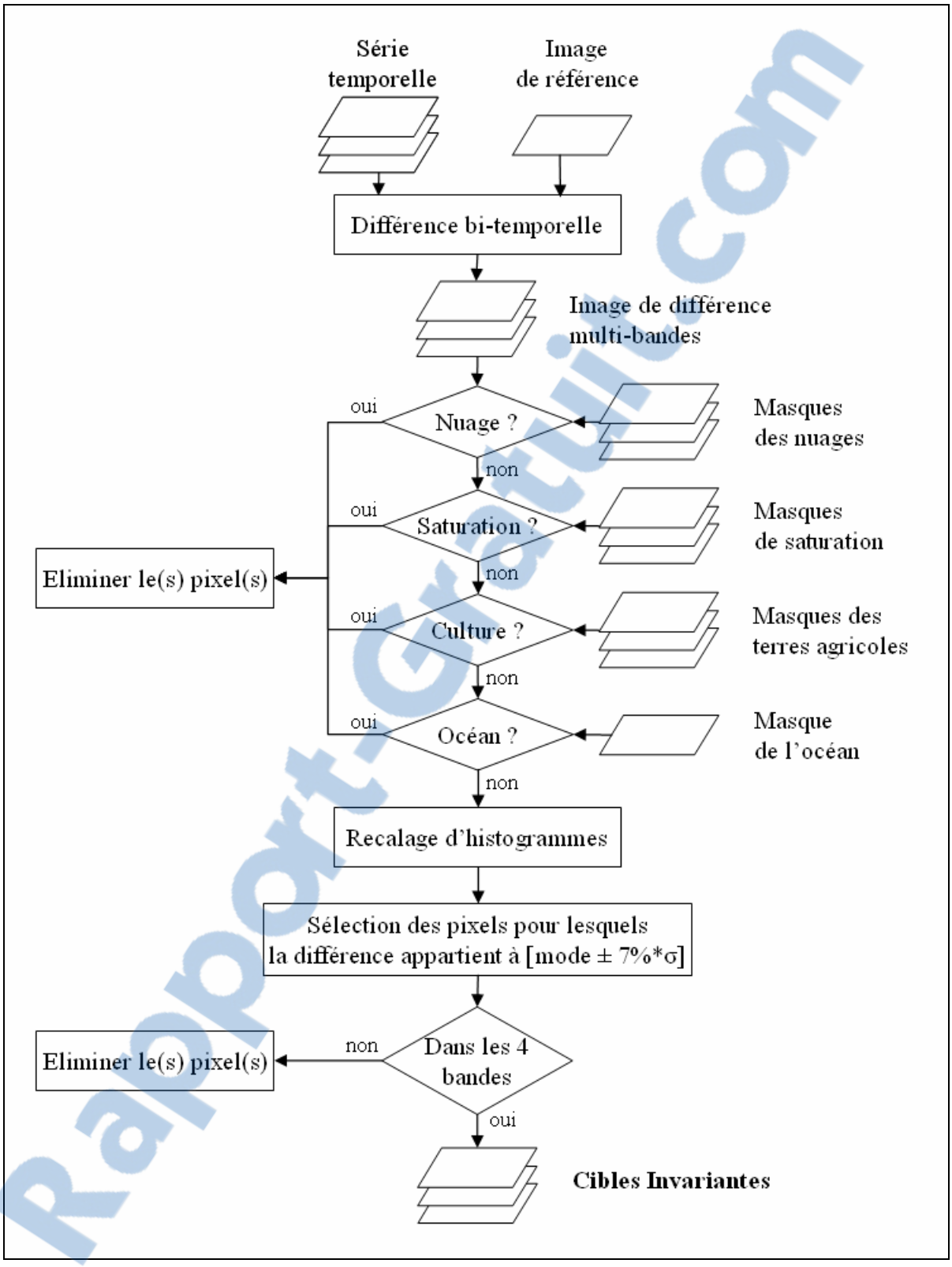


Figure 9. Organigramme de la technique de sélection automatique des cibles invariantes.

Rapport-Gratuit.com

Pour chaque date, les histogrammes dans les quatre bandes de l'IMD sont décalés, de telle sorte que les valeurs de différence assignées aux majorités (modes) soient ramenées à zéro. Finalement, les pixels dans chaque IMD avec des valeurs proches de zéro simultanément dans les quatre bandes sont considérés comme invariants. Le terme « proche » a été traduit par 7% de l'écart type autour du mode de chaque histogramme. Ce pourcentage a été choisi après plusieurs essais sur une gamme allant de 2% à 20% ; il permet la sélection d'un nombre optimal de CI.

La validation de cette technique de sélection automatique des CI est représentée dans la section 3.3.4.1. Nous montrons, à titre d'exemple, dans la Figure 11 les CI sélectionnées automatiquement sur l'ensemble des images à normaliser. Nous signalons que les CI sélectionnées sur toutes les dates de la série représentent une moyenne de 0,044 % des pixels de la surface de l'île (10928 pixels), et incluent une large diversité de type d'occupation du sol.

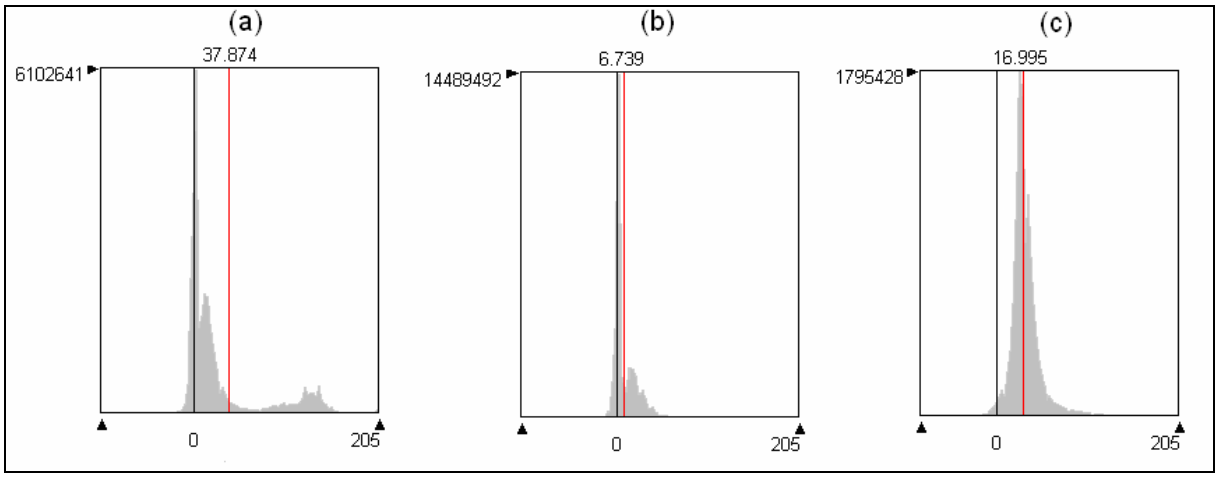


Figure 10. Histogramme et valeur moyenne obtenus pour le canal Vert de l'image de différence calculée à partir des images acquises le 26 février 2003 et le 13 mai 2004 (référence) : a) avant l'application des masques, b) après l'application du masque des nuages, c) après l'application de tous les masques (nuages, saturation, parcelles de canne, océan).

3.3.2.3. Calculs et inversion des régressions

Pour les cibles invariantes sélectionnées, nous avons extrait à partir des images TOA les valeurs de réflectance dans les quatre bandes spectrales. En utilisant ces valeurs, nous avons établi, pour chaque date, des régressions linéaires dans chaque bande de la forme :

$$y = ax + b \qquad (4)$$

où y est l'image de référence et x les autres images alternativement. Dans la Figure 12, nous montrons un exemple de régression linéaire calculée dans le Vert pour normaliser l'image du 06 novembre2004 par rapport à l'image du 13 mai 2004. Il est à signaler que ces images sont acquises dans des conditions phénologiques différentes, comme le montre les couleurs différentes des parcelles de canne à sucre autour du littoral.

Les régressions linéaires calculées pour toutes les dates ont ensuite été appliquées aux images en réflectance TOA, pour construire une nouvelle série d'images normalisées entre elles.

Présentons maintenant la méthode de correction atmosphérique développée par le CNES pour produire les images TOC (*i.e.* images de réflectances au sol).

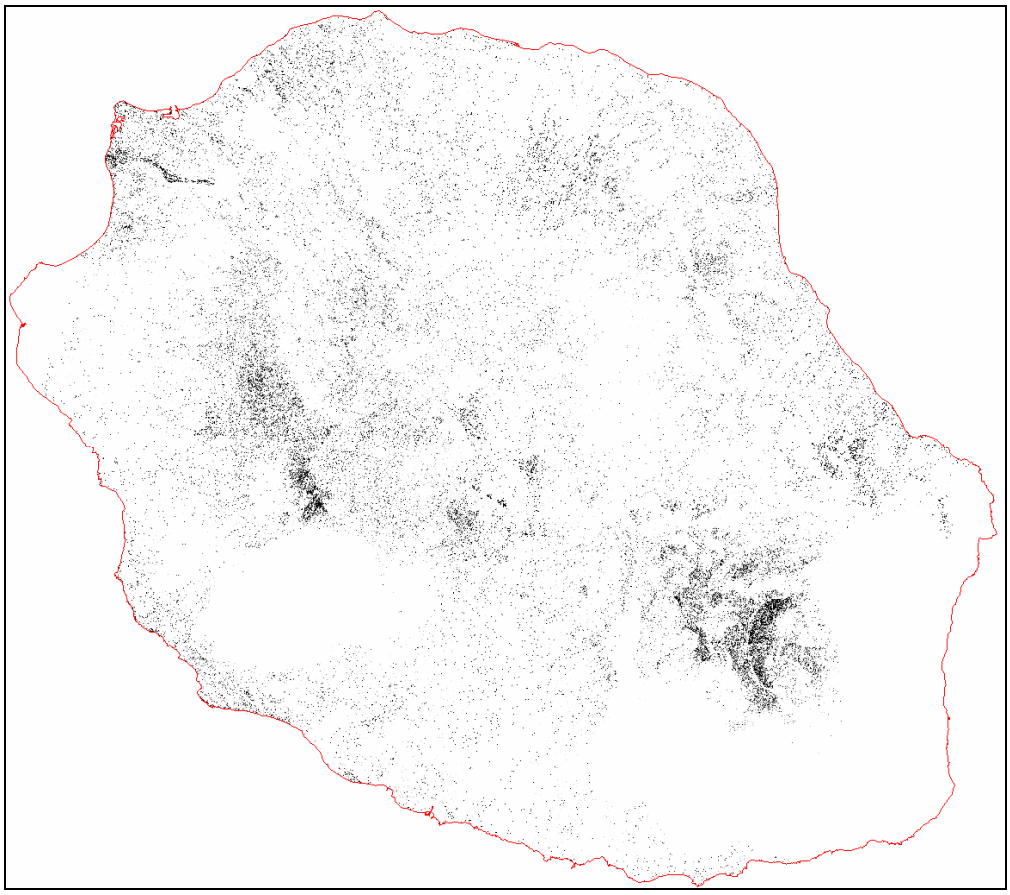


Figure 11. Cibles invariantes sélectionnées automatiquement sur l'ensemble des images : chaque point noir correspond à une cible.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

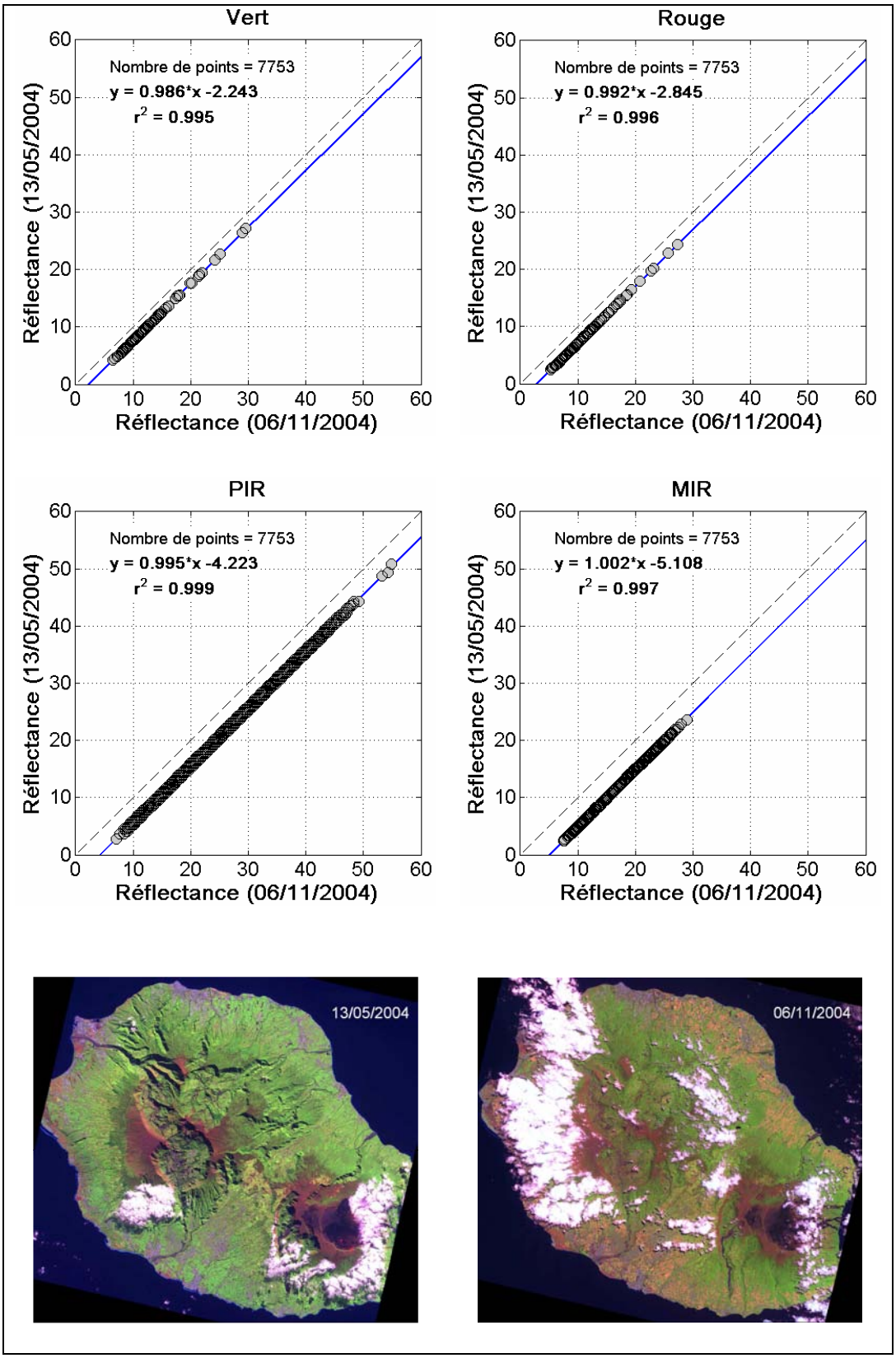


Figure 12. Régressions linéaires calculées automatiquement dans les quatre bandes spectrales (Vert, Rouge, PIR et MIR) pour normaliser l'image du 06 novembre 2004 par rapport à celle du 13 mai 2004.

3.3.3. Correction atmosphérique

Afin de calculer pour chaque image les réflectances TOC (réflectances au sol) des pixels dans chaque bande spectrale, des simulations basées sur le code 6S de correction atmosphérique ont été utilisées (Vermote *et al.*, 1997). Ce code simule le signal satellite de 0,25 à 4,0 µm, en supposant une atmosphère sans nuages. La correction atmosphérique par 6S nécessite des informations sur les paramètres atmosphériques à la date d'acquisition d'image : a) la pression atmosphérique, b) les quantités de gaz (vapeur d'eau, dioxyde de carbone, oxygène et ozone) pour la transmission atmosphérique due à l'absorption des molécules et c) les caractéristiques d'aérosols (type et concentration).

3.3.3.1. Données atmosphériques

Quantité de gaz et pression atmosphérique

Les bandes spectrales des images SPOT sont différemment « affectées » par l'absorption et la dispersion atmosphériques des gaz (Figure 13). L'absorption stratosphérique de l'ozone, a un maximum autour de 0,6 µm et s'étend approximativement entre 0,4 et 0,8 µm ; elle affecte ainsi les bandes B1 et B2 (*i.e.* Vert et Rouge). L'oxygène présente une absorption forte à 0,69 µm et à 0,763 µm, et affecte la bande B2 et légèrement la bande B3 (*i.e.* Proche Infrarouge, PIR). La vapeur d'eau présente un spectre d'absorption au delà de 0,6 µm, avec des lignes d'absorption plus ou moins importantes qui affectent principalement la bande B3 et un peu moins la bande B2. La sensibilité spectrale de la bande B4 (*i.e.* Moyen Infrarouge, MIR) aux absorptions gazeuses (gaz carbonique, vapeur d'eau ou méthane) est très faible.

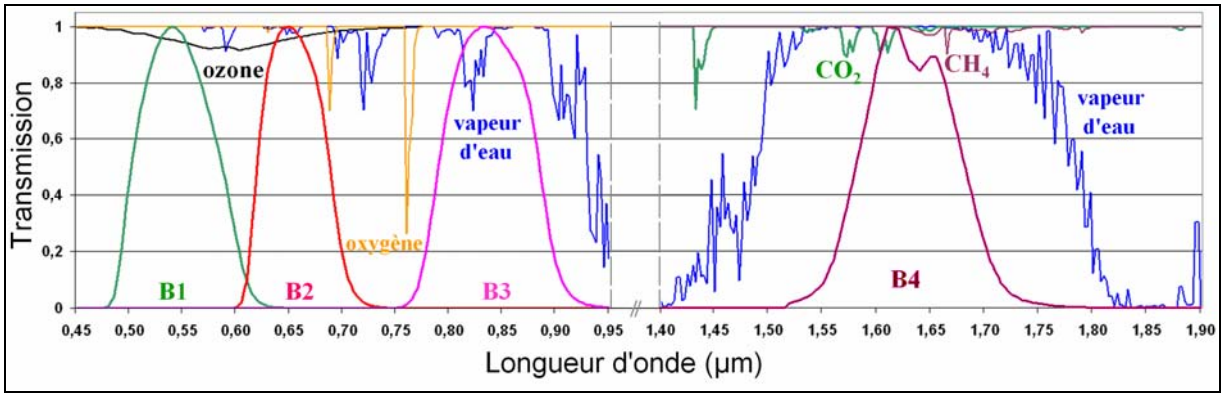


Figure 13. Les bandes spectrales des satellites SPOT-4&5 (B1 = Vert ; B2 = Rouge ; B3 = PIR ; B4 = MIR) et les transmissions des gaz entre 0,45µm et 1,9µm (source : le modèle atmosphérique US62 avec une teneur en vapeur d'eau de 1,424 g.cm^{-2} et une quantité d'ozone de 0,344 cm.atm).

Pour les gaz stables, tel que l'oxygène, le gaz carbonique et le méthane, les simulations utilisent un profil vertical standard. Ce profil est obtenu par le model US62 inclus dans le code 6S. Pour les gaz avec plus de fluctuations, les valeurs quotidiennes sont nécessaires. La quantité de vapeur d'eau, intégrée sur la colonne atmosphérique, est obtenue à partir de l'information météorologique. Les modèles de NCEP[15] (*National Centers for Environmental Prediction*) ont été utilisés pour déterminer ce paramètre. La quantité d'ozone est accessible à partir des données des satellites tels que TOMS et TOAST.

Le rayonnement moléculaire, résultant de la dispersion de la lumière par les molécules, règne pour les bandes à courtes longueurs d'onde (B1 et B2). Ce rayonnement dépend de l'épaisseur optique moléculaire. Cette dernière est bien connue pour la pression atmosphérique standard (1013 mb) et doit être équilibrée par la vraie pression correspondant à la date d'acquisition de l'image. La pression atmosphérique est également accessible à partir des données NCEP.

Les aérosols

Les aérosols troposphériques sont les composants atmosphériques les plus difficiles à caractériser. Le code de correction atmosphérique 6S nécessite en entrée l'épaisseur optique d'aérosols à 550 nm, et une description du type de particules afin de calculer leurs propriétés spectrales.

Étant donné que l'île de La Réunion est située dans l'Océan Indien, elle est fortement influencée par des conditions océaniques. Les informations requises pour la caractérisation des aérosols sont fournies à la fois par les produits SeaWifs (L3 Standard Mapped Image), acquis sur l'océan entourant l'île, et par les données météorologiques issues des modèles NCEP. Les produits SeaWIFs donnent l'épaisseur optique des aérosols pour une longueur d'onde de 865 nm, alors que les données de NCEP fournissent l'humidité relative de l'air. En supposant un modèle maritime pour les aérosols, le modèle de Shettle and Fenn (Shettle and Fenn, 1979) a été utilisé pour calculer l'épaisseur optique à 550 nm, à partir de l'humidité relative de l'air et de l'épaisseur optique à 865 nm.

[15] www.ncep.noaa.gov.

Correction de l'effet « altitude »

En raison de son origine volcanique, la topographie de l'île de La Réunion est fortement hétérogène avec des fortes pentes et une altitude excédant 3 000 m au dessus du niveau de la mer, sur une surface de 2 500 km^2 seulement. Etant donné que l'épaisseur optique de l'atmosphère dépend du relief, l'altitude du sol doit être prise en compte dans le processus de correction atmosphérique.

Comme les paramètres atmosphériques sont indiqués pour une altitude donnée z_{ref}, leurs valeurs V doivent être ajustées aux altitudes simulées z_i. Les concentrations des composants atmosphériques sont ajustées en utilisant une longueur d'échelle H appliquée à leurs profils verticaux :

$$V(z_i) = V(z_{ref}) \times \exp\left(-\frac{z_i - z_{ref}}{H}\right) \quad (5)$$

La correction d'altitude $V(z_i)$ (équation 5) est appliquée à la pression atmosphérique, à l'épaisseur optique d'aérosol et à la teneur en vapeur d'eau intégrée sur la colonne verticale. La pression atmosphérique est corrélée avec la densité moléculaire (longueur d'échelle de 8 km). La vapeur d'eau et les aérosols sont la plupart du temps concentrés dans la troposphère basse. Bien que leurs profils soient fortement variables, on peut les approcher en assumant une diminution exponentielle de concentration avec une longueur d'échelle de 2 km.

3.3.3.2. Calcul de la réflectance au sol

Le principe de calcul des réflectances TOC est basé sur des *Look-Up Tables* (LUTs) qui regroupent des couples de réflectances TOC et de réflectances TOA simulées. Le code 6S a été adapté pour permettre des boucles internes sur les différentes valeurs de réflectance TOC, et ceci pour calculer facilement une LUT par bande spectrale. Les valeurs de réflectance TOC par bande varie entre zéro, pour des objets noirs, et 0,8, pour des objets clairs ou lumineux, avec un pas d'incrémentation prédéfini de 0,01. À partir de la réflectance TOA du pixel, une interpolation linéaire dans les LUTs a été effectuée pour obtenir la réflectance TOC correspondante.

Afin de tenir compte de l'altitude, un MNT qui donne la vraie altitude z de chaque pixel a été utilisé. A partir des LUTs simulés par 6S pour les altitudes z_i et z_{i+1} autour de z, de nouvelles LUTs (réflectance TOC / réflectance TOA simulée) ont été calculées pour l'altitude

z par interpolation linéaire. Une fois que ces nouvelles LUTs sont disponibles pour le pixel à l'altitude *z*, elles sont utilisées pour inverser la réflectance TOC correspondant à la réflectance TOA de ce pixel.

La Figure 14 récapitule les différentes phases de correction radiométrique effectuées sur une image SPOT pour passer des comptes numériques aux réflectances TOC.

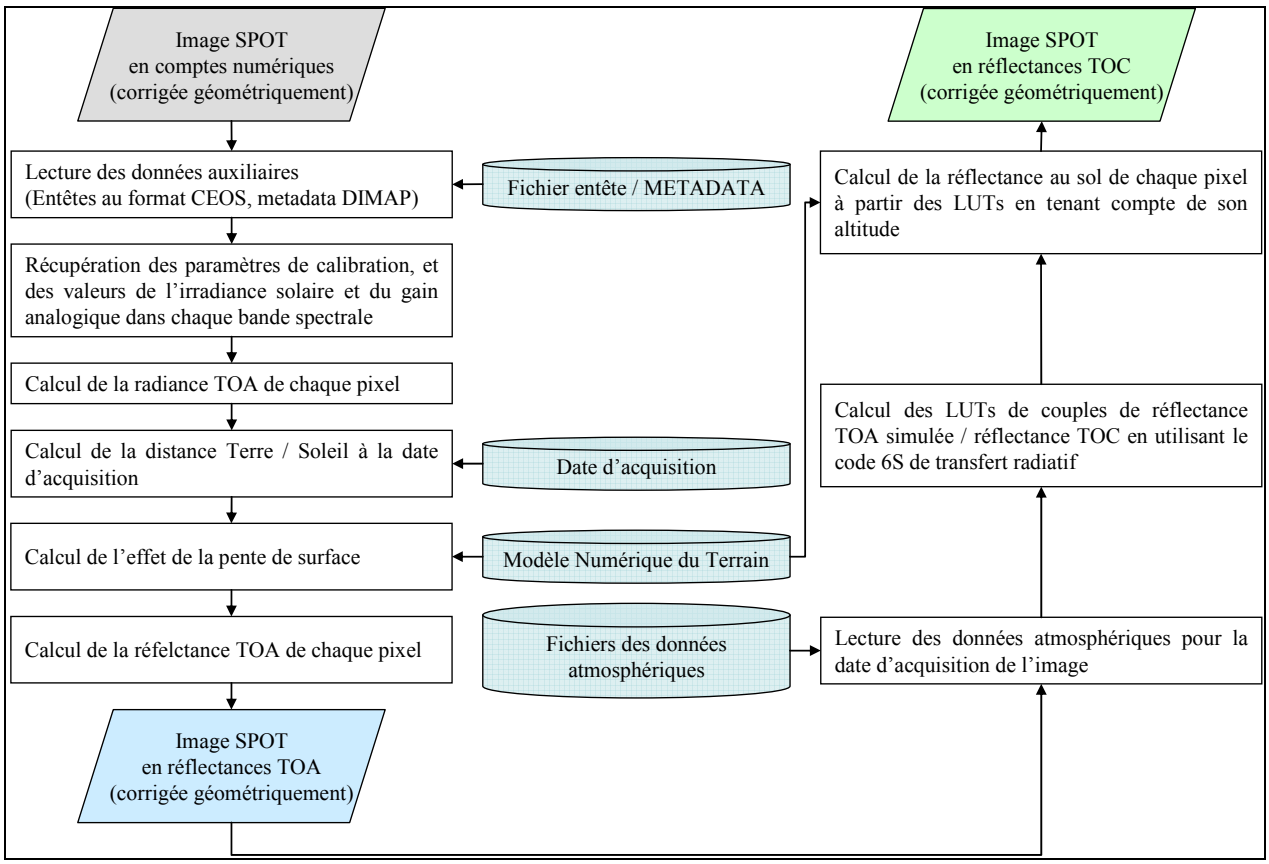


Figure 14. Illustration des phases de correction radiométrique d'une image SPOT pour passer du compte numérique à la réflectance au sol.

3.3.4. Résultats et discussion

Dans cette section, nous nous intéressons dans un premier temps à la validation de la technique de sélection automatique des cibles invariantes introduite dans la section 3.3.2.2. Dans un deuxième temps, nous comparons la méthode de normalisation relative, que nous avons développée avec la méthode de correction atmosphérique utilisée par le CNES pour produire les images TOC. Ces deux tâches sont réalisées en s'appuyant sur les 18 images SPOT des séries temporelles acquises en 2003 et 2004 ; les caractéristiques d'acquisition de ces images sont présentées dans le Tableau 2 du chapitre précédant ; les paramètres atmosphériques des dates d'acquisition sont dans le Tableau 4. On peut remarquer d'après ces deux tableaux, que les conditions géométriques de prise de vue et les caractéristiques atmosphériques varient considérablement d'une image à l'autre, ce qui affirme le besoin de normalisation radiométrique.

Dates	**Pression (mbar)**	**H_2O ($g.cm^{-2}$)**	**Ozone (cm.atm)**	**τ_{550}**
10/01/2003	1014	2,783	0,264	0,538
26/02/2003	1013	5,469	0,259	0,322
24/04/2003	1017	4,24	0,253	0,246
04/05/2003	1015	2,649	0,252	0,262
21/07/2003	1022	2,332	0,263	0,112
21/08/2003	1024	2,151	0,272	0,273
01/09/2003	1026	1,954	0,276	0,277
08/10/2003	1018	2,671	0,297	0,432
19/12/2003	1017	3,093	0,272	0,357
17/03/2004	1014	2,761	0,255	0,176
11/04/2004	1014	4,793	0,252	0,26
13/05/2004	1018	1,986	0,246	0,22
18/06/2004	1024	2,357	0,237	0,11
09/07/2004	1020	2,674	0,242	0,221
19/08/2004	1027	2,126	0,254	0,197
26/10/2004	1018	2,946	0,275	0,329
06/11/2004	1021	2,541	0,286	0,351
07/12/2004	1021	1,962	0,276	0,355

Tableau 4. Paramètres atmosphériques aux dates d'acquisition d'images SPOT : Pression atmosphérique (Pression), taux de vapeur d'eau (H_2O), taux d'Ozone (Ozone) et épaisseur optique à 550 nm (τ_{550}).

3.3.4.1. Validation de la sélection automatique des cibles invariantes

La technique de sélection automatique des cibles invariantes (CI) dans notre méthode de normalisation représente son atout principal. Afin de valider cette technique, nous avons choisi manuellement, par une photo-interprétation basée sur une connaissance du site d'étude, un ensemble de CI. Cet ensemble de CI sélectionnées manuellement (CI_{Man}), contient 70 cibles de dimensions 20 m x 20 m, réparties sur la surface de l'île (Figure 15). Il comporte de grands bâtis, des forêts denses, des laves volcaniques, des sols nus, des tarmacs d'aéroport, des parkings, etc. Les CI_{Man} ont été choisies de manière à couvrir une gamme spectrale étendue dans chacune des quatre bandes spectrales de SPOT.

Nous avons tout d'abord examiné la stabilité de chaque CI_{Man}, en évaluant l'écart type des signatures temporelles de ses réflectances dans la série temporelle d'images TOA. Les valeurs moyennes des écarts types pour toutes les CI_{Man}, dans les quatre bandes, ont été inférieures à 4%, ainsi l'ensemble a été considéré comme acceptable.

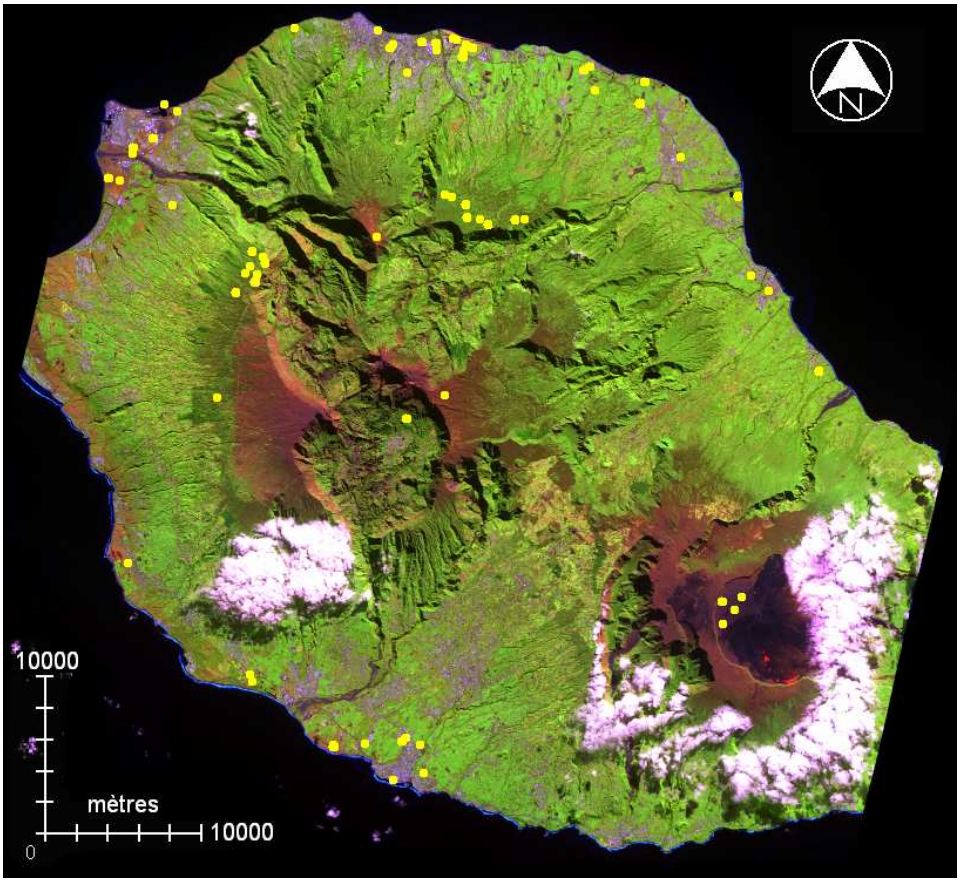


Figure 15. Localisation (en jaune) des cibles invariantes sélectionnées manuellement (CI_{Man}) sur l'image SPOT-5 (Rouge : B4 ; Vert : B3 ; Bleu : B1) acquise le 13/05/2004.

Cinquante CI_{Man} parmi les 70 ont été sélectionnées pour établir, pour chaque date, un nouveau jeu de régressions linéaires selon l'équation 4. L'image de référence que nous avons choisie est celle du 13 mai 2004 (Figure 15).

Les régressions obtenues par la sélection manuelle des invariants et celles obtenues par la technique automatique (en utilisant la même image de référence) ont ensuite été utilisées pour normaliser séparément les réflectances des 20 CI_{Man} restantes ; ces cibles couvrent une large gamme spectrale (Figure 16).

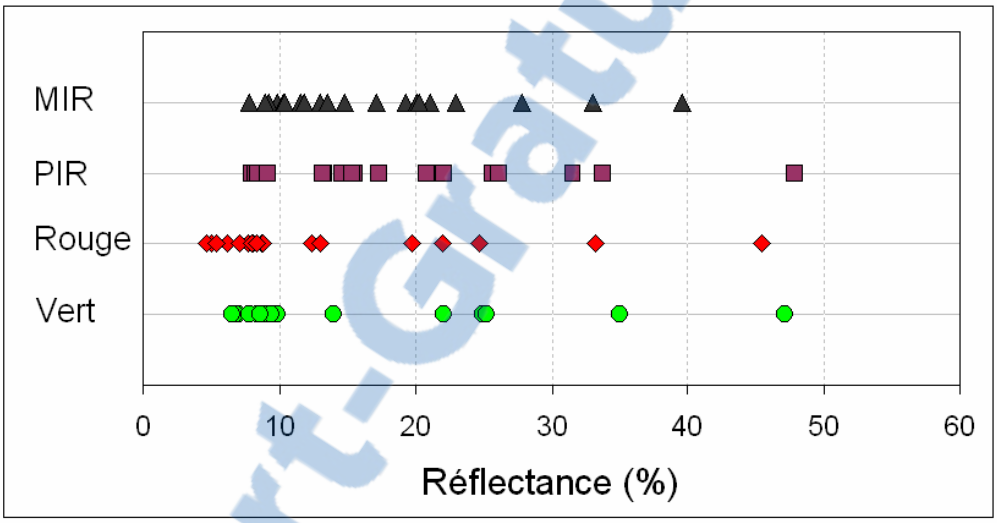


Figure 16. Valeurs moyennes des réflectances de 20 cibles invariantes sélectionnées manuellement utilisées pour valider la technique de sélection automatique.

Les résultats des deux normalisations ont ensuite été comparés en se basant sur une analyse de régression linéaire et sur une évaluation de RMSE (erreur quadratique moyenne) et du biais donnés par :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum(\rho_{Man} - \rho_{Aut})^2} \qquad (6)$$

$$Biais = \frac{1}{n}\sum(\rho_{Man} - \rho_{Aut}) \qquad (7)$$

avec n est le nombre de cibles, et ρ_{Man} et ρ_{Aut} sont les réflectances normalisées des cibles, obtenues respectivement par la sélection manuelle et automatique des CI.

Rapport-Gratuit.com

La Figure 17 montre les régressions obtenues entre les réflectances des CI_{Man} normalisées avec les deux méthodes, dans chacune des bandes spectrales. La corrélation entre la normalisation résultante des deux approches de sélection de CI est très forte : r^2 excède 0,98 dans toutes les bandes. D'autre part, les valeurs de RMSE varient entre 0,843 et 1,205, avec un biais très faible qui varie entre -0,081 et 0,285 (les valeurs de RMSE et du biais que l'on montre ici sont exprimés en pourcentage de réflectance).

Ces résultats montrent que la technique de sélection automatique des CI proposée est très satisfaisante, et représente une excellente alternative à une sélection manuelle fastidieuse et délicate.

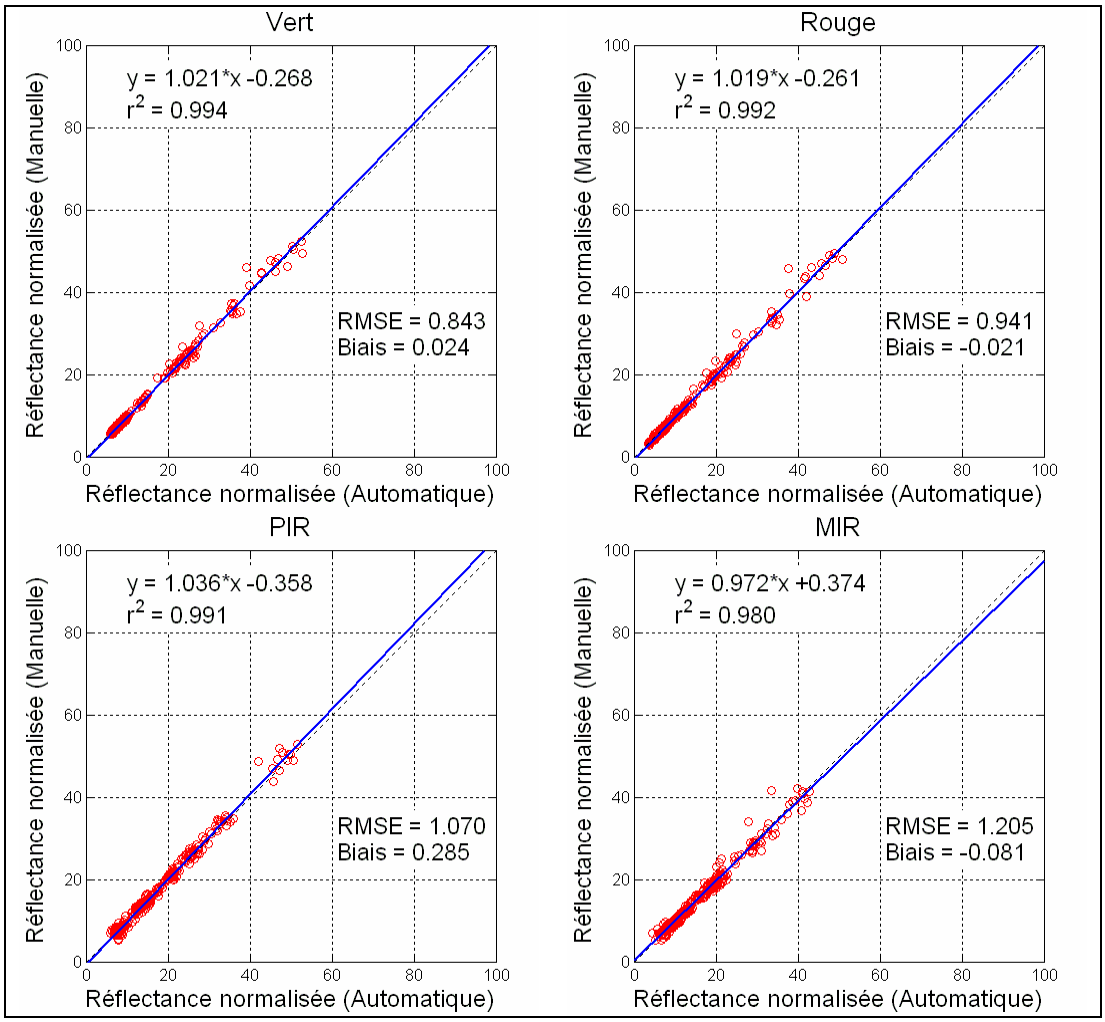


Figure 17. Comparaison des réflectances normalisées obtenues par les deux méthodes de sélection des cibles invariantes (automatique et manuel) pour un jeu de données de 20 cibles indépendantes sélectionnées par interprétation visuelle.

3.3.4.2. Comparaison entre normalisation relative et correction atmosphérique

La comparaison des performances de la normalisation relative et de la correction atmosphérique a été effectuée en évaluant l'impact de chaque méthode sur les réflectances des cibles invariantes sélectionnées manuellement (CI_{Man}).

Pour chaque CI_{Man}, nous avons extrait les valeurs moyennes des réflectances corrigées atmosphériquement (réflectances TOC) à chaque date, ainsi que les réflectances normalisées en utilisant la sélection automatique des CI. La Figure 18 montre les relations entre ces réflectances dans toutes les bandes spectrales ; les corrélations obtenues sont excellentes : r^2 est égal à 0,992, 0,994, 0,983 et 0,960 respectivement dans les bandes Vert, Rouge, PIR et MIR. Par ailleurs, les valeurs du RMSE et du biais sont faibles : le premier varie entre 1,544 à 3,221, et le dernier entre -2,649 et 1,302.

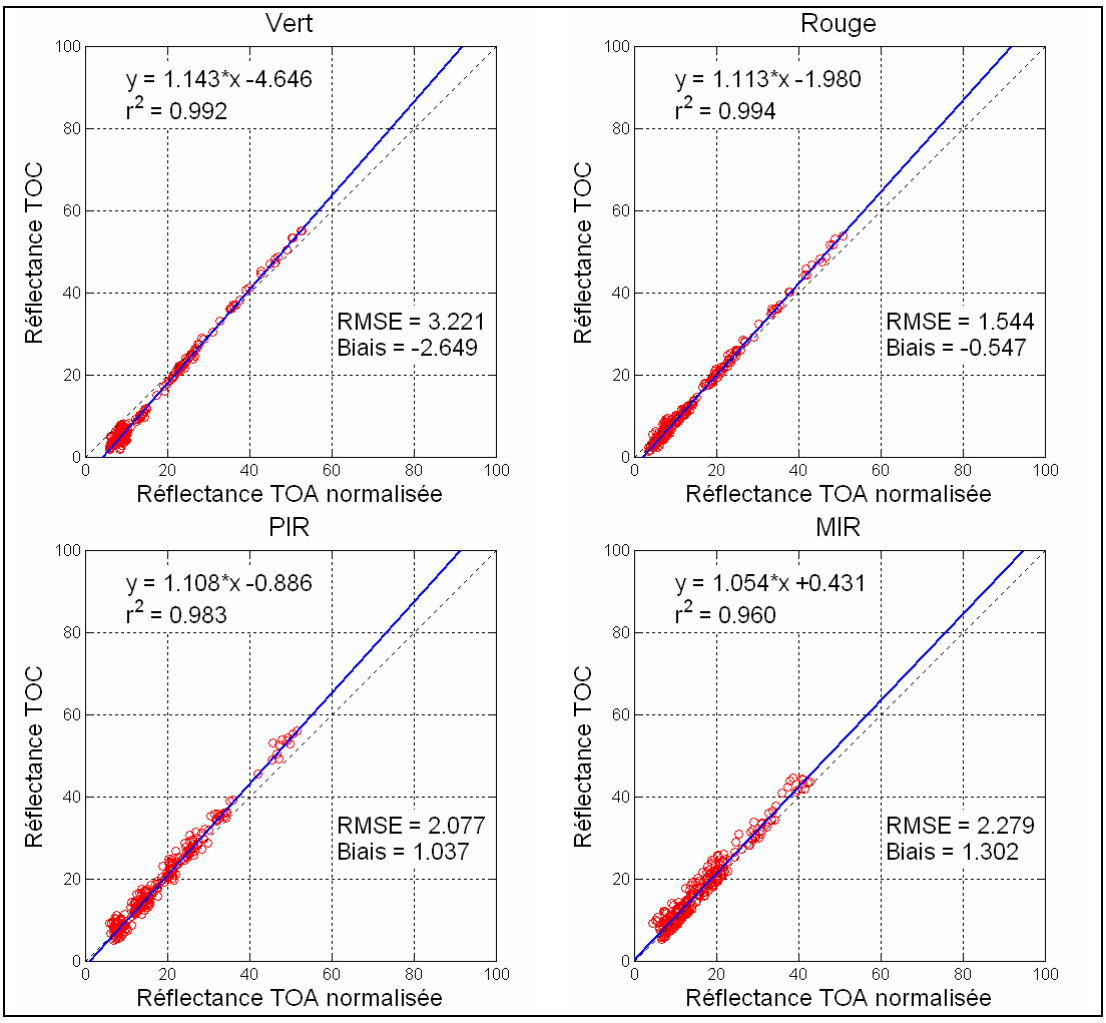


Figure 18. Comparaison des réflectances des cibles invariantes sélectionnées manuellement corrigées par 6S (réflectances TOC) et celles corrigées par la normalisation radiométrique relative.

Rapport gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Nous avons également évalué l'impact de chaque méthode sur le comportement temporel des réflectances des CI_{Man} (Figure 19). Pour cela, nous avons calculé l'écart type du profil temporel de chaque CI_{Man} pour les 18 dates d'acquisition, et ce a) avant la normalisation (réflectances TOA), b) après la normalisation relative, et c) après la correction atmosphérique (réflectances TOC). Le Tableau 5 montre les valeurs moyennes et maximales de l'écart type obtenues à chaque niveau et dans chaque bande. En regardant les moyennes des écarts types, nous remarquons que les deux méthodes (normalisation relative et correction atmosphérique) lissent les profils temporels des réflectances des CI_{Man} dans les quatre bandes spectrales. Cependant, la normalisation relative lisse mieux, et diminue également la valeur maximale des écarts types. Nous pouvons donc dire que les deux méthodes réduisent les perturbations radiométriques de la série temporelle, et que la normalisation relative est plus performante. Ceci pourrait être dû au fait que la normalisation relative corrige non seulement une partie des effets atmosphériques, mais également une partie des effets directionnels (ce qui n'est pas le cas avec la correction atmosphérique).

	TOA				**TOA + Normalisation relative**				**TOA + Correction atmosphérique (TOC)**			
	B1	*B2*	*B3*	*B4*	*B1*	*B2*	*B3*	*B4*	*B1*	*B2*	*B3*	*B4*
Valeur moyenne de l'écart type	1,34	1,59	1,80	2,08	0,88	1,10	1,25	1,25	1,23	1,46	1,69	1,98
Valeur maximale de l'écart type	3,43	3,54	2,95	4,21	3,04	3,21	2,63	2,59	3,51	3,57	2,86	4,08

Tableau 5. Valeurs moyennes et maximales des écarts types (sur 18 dates) calculées pour les réflectances des cibles invariantes de validation dans les quatre bandes spectrales (B1 : Vert ; B2 : Rouge ; B3 : PIR ; B4 : MIR).

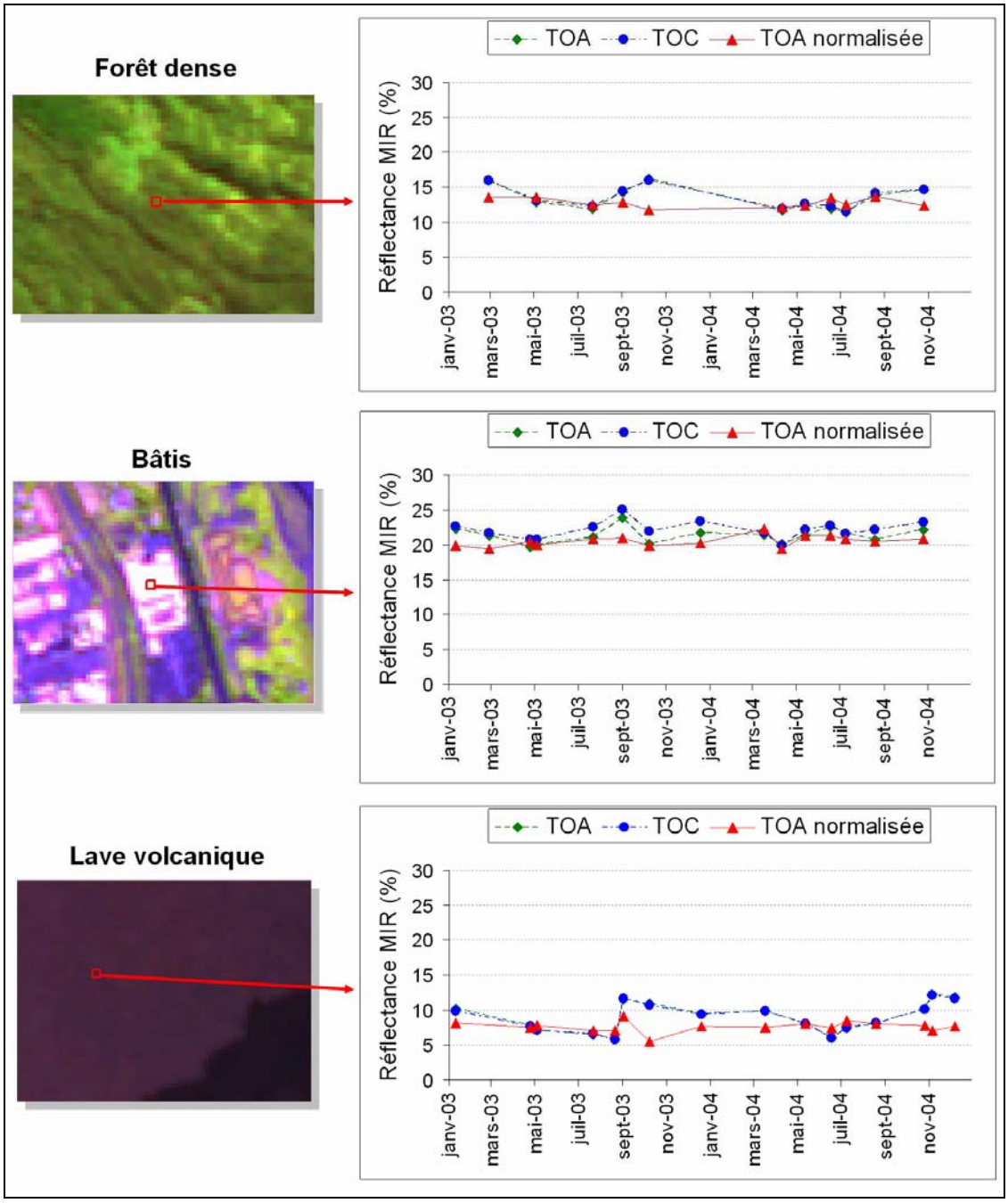


Figure 19. Exemples de profils temporels de cibles invariantes (forêt dense, bâtis, lave volcanique) dans le MIR obtenus à partir des images en réflectance TOA, des images en réflectance TOC et des images en réflectance TOA normalisée.

3.3.4.3. Impact sur les propriétés spectrales de la canne à sucre

Pour évaluer l'impact de la correction radiométrique dans le cadre de notre application agricole, nous avons comparé les deux méthodes de corrections (normalisation relative et correction atmosphérique) sur une série temporelle d'images de NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*). Le NDVI est calculé par :

$$NDVI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_{Rouge}}{\rho_{PIR} + \rho_{Rouge}} \quad (8)$$

avec ρ_{PIR} et ρ_{Rouge} respectivement les réflectances dans la bande PIR et la bande Rouge.

Vingt parcelles de canne à sucre à La Réunion d'une surface moyenne de 4,3 ha ont été choisies pour réaliser la comparaison. Pour chaque parcelle, nous avons calculé les valeurs moyennes de NDVI à chaque date en utilisant les images normalisées et les images corrigées atmosphériquement (TOC).

La Figure 20 montre la régression obtenue entre les NDVI normalisés et les NDVI TOC, calculés pour toutes les dates et pour toutes les parcelles. Une forte corrélation (r^2 = 0,959) existe entre les deux méthodes. Cependant, les valeurs de RMSE et du biais sont non-négligeables (RMSE = 0,098 ; biais = 0,092). L'erreur relative estimée est de 12,66%, ce qui est également significatif.

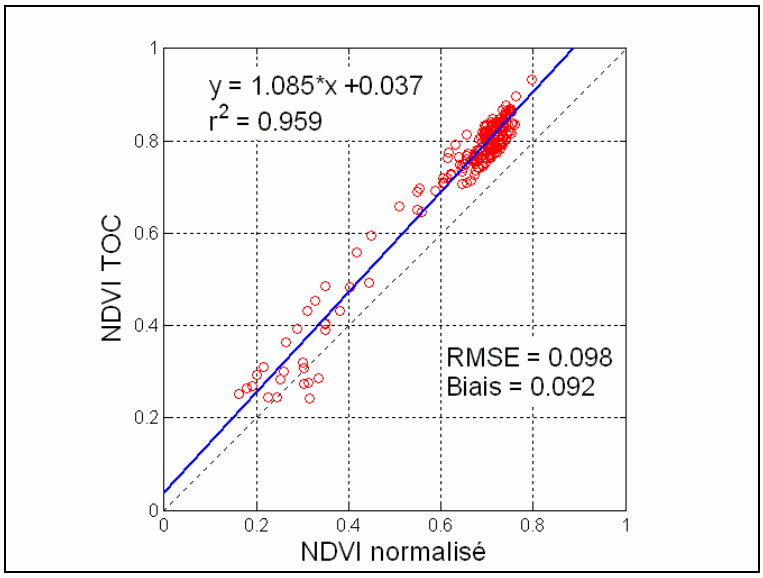


Figure 20. Comparaison des valeurs de NDVI calculées à l'échelle de la parcelle à partir des images corrigées par 6S (NDVI TOC) et des images normalisées (à toutes les dates et pour toutes les parcelles).

La normalisation relative n'étant pas prévue pour obtenir des valeurs radiométriques absolues, il nous a semblé plus approprié de comparer l'évolution relative (augmentation ou diminution) du NDVI d'une date à une autre. Ainsi, nous avons comparé les valeurs de pente de NDVI calculées pour chaque couple de dates consécutives pour toutes les parcelles (Figure 21.a). Nous avons remarqué une bonne corrélation ($r^2 = 0,898$) et des basses valeurs de RMSE et du biais (respectivement 0,00134 et -0,00028). Seuls 4% des points ont été significativement dispersées autour de la régression (avec une erreur absolue > 0,002). Ceci signifie que globalement les deux méthodes mènent à un comportement très similaire du NDVI.

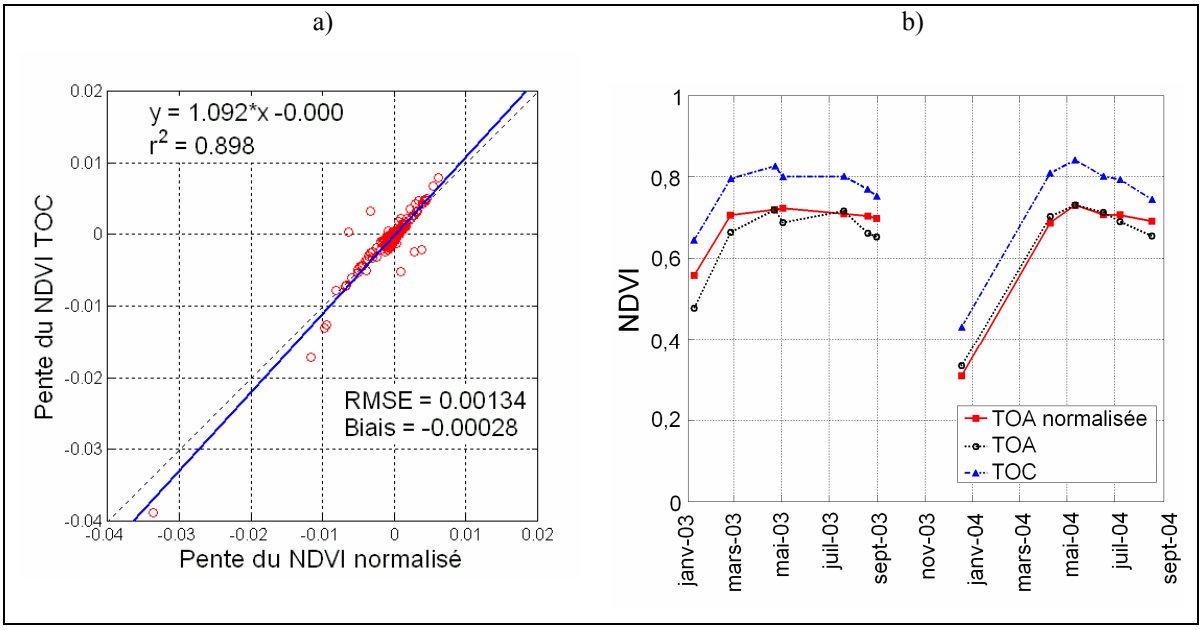


Figure 21. a) Comparaison des valeurs de pente dans les profils temporels de NDVI corrigés par 6S (NDVI TOC) et ceux normalisés relativement. b) Profils temporels de NDVI calculé pour une parcelle de canne à partir des TOA réflectances, des réflectances TOA relativement normalisée et des réflectances TOC.

En regardant plus en détail les résultats obtenus pour chaque parcelle, nous avons remarqué que les profils temporels de NDVI, bien que très comparables, peuvent parfois montrer de légères différences à des phases critiques du cycle de la canne. La Figure 21.b montre le profil de NDVI obtenu pour une parcelle de canne en utilisant les réflectances TOA, les réflectances TOA normalisées et les réflectances TOC. Nous pouvons constater que la normalisation relative lisse davantage le profil que la correction atmosphérique. Par exemple, la fluctuation de NDVI à 10 jours d'intervalle qui apparaît en mai 2003 sur les profils TOA et TOC

n'apparaît pas sur le profil normalisé. De légères différences sont également observées pendant la phase de sénescence (*e.g.* de juillet à septembre 2003). Ces différences subtiles peuvent mener à des interprétations diverses quant à l'état de la culture. Par exemple, le profil du NDVI TOC entre juin et octobre 2004 est le signe d'un fort dessèchement de la canne, avec une diminution du NDVI de 0,1, alors que le NDVI normalisé ne chute que de 0,04 traduisant une sénescence naturelle.

Comme aucune vérité terrain n'est disponible pour cette comparaison, nous ne pouvons pas déterminer quelle méthode est la plus fiable. Nous pouvons dire à ce stade que les profils temporels de NDVI obtenus par les deux méthodes sont très comparables, mais que les faibles différences existantes pourraient avoir un impact sur les indicateurs de production (*e.g.* intégrale de NDVI, max de NDVI, taux de décroissance). En ce qui concerne notre application agricole (la détection des coupes des parcelles), on peut considérer que les informations issues du profil de NDVI, que ce soit normalisé ou corrigé atmosphériquement, sont imprécises.

3.4. Conclusion

La problématique du pré-traitement des séries temporelles d'images satellites a été abordée dans ce chapitre. La contribution de cette thèse porte essentiellement sur les méthodes de normalisation radiométrique.

Nous avons proposé une méthode de normalisation radiométrique relative des séries temporelles basée sur les réflectances des cibles invariantes. La sélection des cibles invariantes étant une étape primordiale et délicate, nous avons développé et validé une technique de sélection automatique de ces cibles. Les avantages principaux de cette méthode sont : sa simplicité, son automaticité, son applicabilité aux images acquises dans différentes saisons, et le fait qu'elle n'ait pas besoin de données atmosphériques. Cependant, les corrections ainsi effectuées restent « relatives », et les valeurs corrigées dépendent du choix de l'image de référence.

Nous avons également présenté la méthode de correction atmosphérique utilisée par le CNES pour calculer les images de réflectance au sol (TOC). Cette méthode, basée sur le modèle 6S, corrige la radiométrie des effets atmosphériques quelque soit la date et l'endroit. Néanmoins, sa principale restriction réside dans la difficulté d'estimer les paramètres atmosphériques. En effet, ces paramètres sont souvent fournis à une échelle globale, et leur estimation à une échelle locale n'est pas aisée. Une autre limitation de cette méthode est qu'elle ne corrige pas les effets bidirectionnels de réflectance.

La comparaison des performances des deux méthodes, normalisation et correction atmosphérique, à partir d'un ensemble de cibles invariantes sélectionnées manuellement, a montré une très forte corrélation et un faible taux d'erreur. L'analyse du NDVI des parcelles de canne à sucre a également montré une forte corrélation, bien que le taux d'erreur observé entre NDVI normalisé et NDVI TOC ait été relativement élevé. Des profils temporels très comparables de NDVI à l'échelle de la parcelle ont été obtenus, mais de légères différences ont été remarquées, différences qui pourraient influencer le calcul des indicateurs de production (*e.g.* intégrale de NDVI, max de NDVI, taux de décroissance).

D'après les différents résultats, nous pouvons conclure que la méthode de normalisation relative développée dans cette thèse peut être une bonne alternative à la correction atmosphérique, pour le pré-traitement de l'imagerie multi-temporelle à haute résolution spatiale.

Chapitre 4 :

Système d'aide à la détection des coupes de canne à sucre

Sommaire

4.1. Introduction 80

4.2. Sources d'information 81

4.2.1. Séries temporelles 81

4.2.2. Modèle de culture 86

4.2.2.1. Simulations du LAI 87

4.2.2.2. Simulation du NDVI 87

4.2.2.3. Indicateur de coupe 89

4.2.3. Connaissances expertes 92

4.3. Formalisme 94

4.3.1. Ensembles flous et termes linguistiques 95

4.3.2. Inférence à base de règles 96

4.4. Structure et composants 98

4.4.1. Etage d'entrée 98

4.4.2. Sortie 105

4.4.3. Base de règles 106

4.4.3.1. Génération manuelle par expertise 107

4.4.3.2. Génération automatique par apprentissage 112

4.4.4. Moteur d'inférence 114

4.5. Prise de décision 116

4.5.1. Système à base de règles expertes 116

4.5.2. Système à base de règles induites 118

4.6. Conclusion 119

Rapport-Gratuit.com

4.1. Introduction

Après la présentation des phases de pré-traitement des séries temporelles dans le chapitre précédent, nous consacrons ce chapitre à la présentation d'une nouvelle approche de suivi des opérations culturales. Nous la décrivons sur la base de l'application agricole de cette thèse : le suivi des coupes de canne à sucre à La Réunion (*c.f.* Chapitre 2). Rappelons que cette application constitue un exercice particulièrement difficile de détection de changement dans les milieux agricoles, en raison de la très forte variabilité spatio-temporelle des parcelles de canne.

Nous présentons un système d'aide à la détection des coupes de parcelles de canne à sucre. Nous définissons tout d'abord, les sources d'informations qui alimentent ce système. Les séries temporelles d'images sont la source principale. Deux autres sources sont intégrées afin de faire face au nombre insuffisant d'images dégagées et d'automatiser le processus de détection : un modèle de culture et des connaissances expertes.

Le formalisme de fusion et d'inférence sur lequel le système est basé sera présenté avant de détailler sa structure et ses composants. Nous terminons le chapitre par une description de quelques méthodes de prise de décisions, qui permettent d'exploiter les sorties du système pour détecter les coupes.

Les travaux présentés dans ce chapitre ont fait l'objet :

- d'un article *"Integrating SPOT-5 time series, crop growth modeling, and expert knowledge for monitoring agricultural practices - The case of sugarcane harvest on Reunion Island"* (El Hajj *et al.*, 2008b) accepté dans la revue *Remote Sensing of Environment* (Facteur d'impact = 3,013 ; 2007) ;
- d'un article *" Multi-source information fusion for crop monitoring"* qui sera soumis à la revue *Agriculture Ecosystems & Environment* (Facteur d'impact = 2,308 ; 2007) ;
- de 3 communications dans les colloques internationaux : MultiTemp-2007 (El Hajj *et al.*, 2007a) avec un poster, Fusion-2008 (El Hajj *et al.*, 2008a) avec une présentation orale et LFA (El Hajj *et al.*, 2008d) avec une présentation orale.

Ces publications sont fournies dans l'Annexe P.2.

4.2. Sources d'information

Nous avons vu dans les Chapitres 1 et 2 que les méthodes développées jusqu'à présent pour suivre les opérations culturales, et notamment les coupes de canne à sucre, souffrent de l'irrégularité des données satellite due à la nébulosité ou au nombre d'images acquises. Nous avons également vu que ces méthodes sont limitées par la subjectivité et par le manque d'automatisme. Afin de répondre à ces problématiques et de pouvoir prendre des décisions fiables et crédibles sur les changements à partir des séries temporelles, il est nécessaire de mobiliser d'autres sources d'information.

Dans la méthode que nous proposons, nous utilisons un modèle de culture et des connaissances expertes comme sources d'information exogènes. Les informations extraites à partir de ces deux sources ainsi que celles des séries temporelles d'images sont présentées dans les sous-sections qui suivent.

4.2.1. Séries temporelles

Les séries temporelles d'images SPOT représentent la source principale d'information. En utilisant le parcellaire de canne à sucre, les profils temporels de réflectances dans les quatre bandes spectrales, Vert, Rouge, Proche Infra-Rouge (PIR) et Moyen Infra-Rouge (MIR), ont été extraits à partir des images TOC[16] pour chaque parcelle. Cette extraction a été réalisée à l'échelle de la parcelle en effectuant à chaque date la moyenne de tous ses pixels. Les pixels mixtes correspondant aux bords des parcelles ont été éliminés ainsi que les pixels affectés par les nuages ou les ombres (utilisation des masques de nuages). En utilisant les valeurs de réflectance dans le Rouge (ρ_{Rouge}) et dans le PIR (ρ_{PIR}), nous avons calculé les profils temporels de NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) :

$$NDVI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_{Rouge}}{\rho_{PIR} + \rho_{Rouge}} \qquad (9)$$

[16] Images de réflectances au sol (*Top Of Canopy*).

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Propriétés spectrales et temporelles à l'échelle de la parcelle

Dans la Figure 22 nous illustrons un exemple de profils temporels de réflectances et de NDVI calculés pour une parcelle de canne en repousse et pour une parcelle nouvellement plantée (*i.e.* canne vierge).

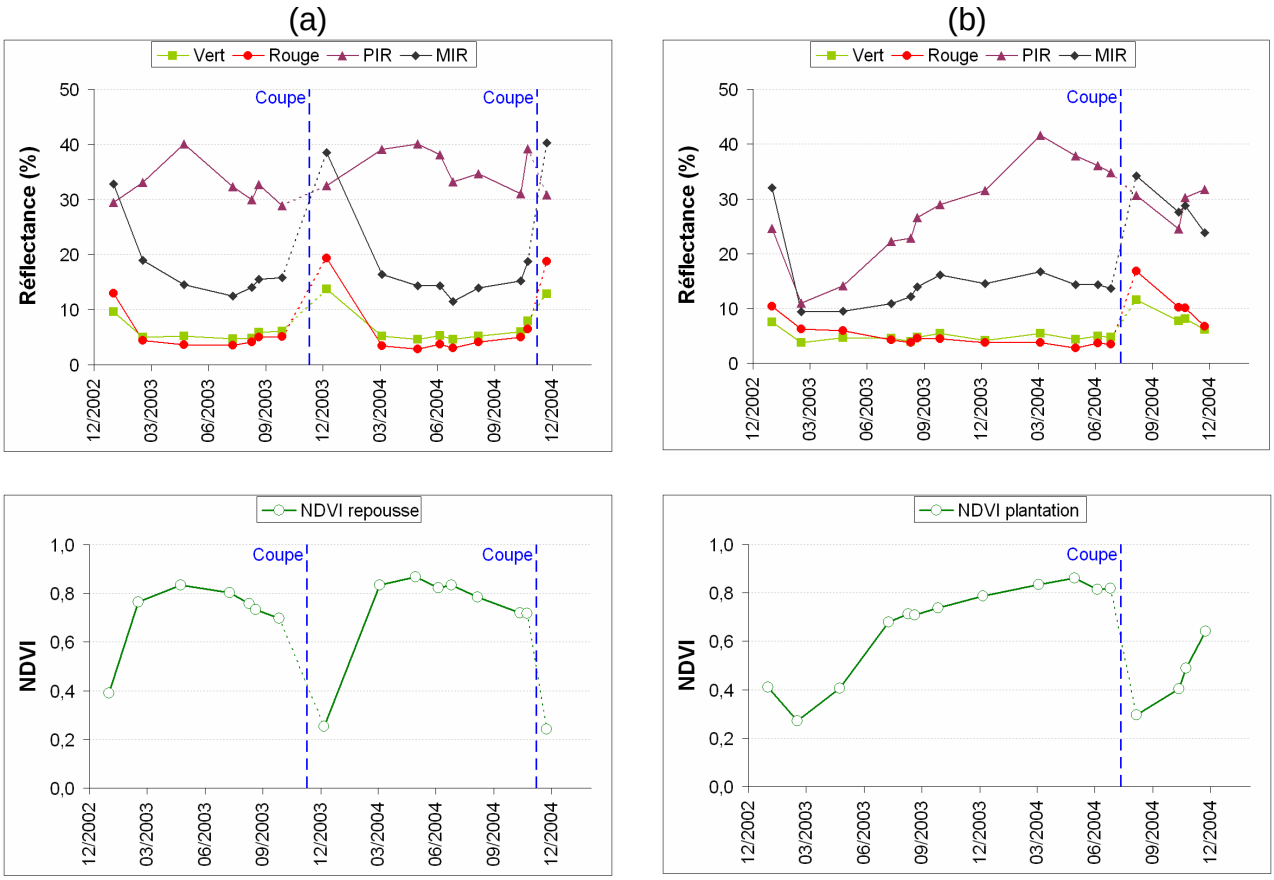


Figure 22. Exemple de profils temporels de NDVI et de réflectances calculés à l'échelle de la parcelle pour a) une repousse et b) une plantation.

- Dans le visible (Vert et Rouge) on note, lors de la coupe d'une parcelle, une augmentation de réflectance de 15% entre deux acquisitions proches. L'amplitude du signal pendant la phase de croissance est relativement faible.

- Les profils temporels dans le PIR, reflétant généralement les évolutions de la structure du couvert, ne permettent pas la détection d'une coupe suivie d'une repousse (ce qui est le cas d'environ 85% des coupes à La Réunion) : les valeurs de réflectance des résidus de récolte, qui couvrent la parcelle après la coupe, sont à peu près égales à celles d'une canne mature. Par contre, on observe une forte discrimination entre la canne verte et le sol nu

(Figure 22.b), ce qui permet la détection des plantations dans le cas d'acquisitions fréquentes.

- Dans le MIR, la réponse spectrale des résidus de récolte est très forte et très différente de celle d'un couvert de canne (Bégué *et al.*, 2008). Lorsque la fréquence d'acquisition est élevée, une augmentation significative des valeurs de MIR (*e.g.* 25% dans la Figure 22) est observée quand la parcelle est coupée.

- Le profil temporel de NDVI fournit des informations sur l'état actuel de la parcelle ainsi que sur les différents stades phénologiques. Généralement, ce profil peut être divisé en deux périodes : une période pendant laquelle les valeurs de NDVI augmentent, correspondant à la phase du développement végétatif de la canne, et une autre période avec des valeurs quasi-constantes ou décroissantes, correspondant à la phase de maturation ou de sénescence. Dans le cas d'une repousse après une coupe, le NDVI d'une parcelle de canne augmente très rapidement pour atteindre son maximum en moins de 4 mois. Dans le cas des plantations, l'augmentation du NDVI est plus lente, avec un maximum qui est atteint en 8 ou 9 mois, du fait de la mise en place du système racinaire de la plante. Dans tous les cas (repousse ou plantation), la canne atteint une valeur élevée de NDVI qui va se stabiliser jusqu'à la coupe, ou décroître si la plante subit un stress hydrique (*i.e.* sénescence des feuilles).

Variabilité spatio-temporelle

Les profils temporels de NDVI des parcelles de canne à sucre, à l'échelle d'une exploitation ou d'un bassin de production, sont affectés par une forte variabilité spatio-temporelle due à l'étalement de la campagne de récolte (Figure 23). En effet, la longueur de la campagne de récolte conduit à des variations phénologiques intra-parcellaire importante, et des conditions environnementales de croissance différentes entre les cannes coupées en début ou en fin de la campagne (Bégué *et al.*, 2008).

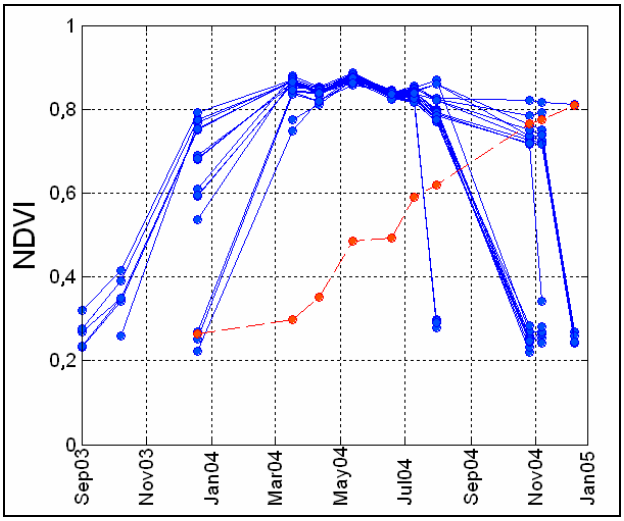


Figure 23. Variabilité spatio-temporelle du NDVI à l'échelle de l'exploitation de M. Caruel. En bleu les profils temporels de NDVI pour quelques parcelles en repousse et en rouge le profil pour une parcelle nouvellement plantée.

- La campagne de récolte durant plusieurs mois (6 environ), les dates de repousse ou de plantation des parcelles sont différentes d'une parcelle à une autre, ainsi, les profils temporels de NDVI correspondant peuvent être décalés dans le temps (Figure 23).

- Les conditions climatiques, comme la pluie et la température, au cours de la campagne de récolte influent sur le développement de la canne ; à titre d'exemple, la phase de croissance d'une repousse suite à une coupe tardive, en décembre, est généralement plus courte que celle d'une repousse en début de campagne, en juillet. En effet, en début de campagne, les températures sont relativement basses, aux alentours de 20°C, alors qu'en fin de campagne, elles sont plus élevées, aux environs de 30°C. Les parcelles coupées en début de campagne vont avoir des conditions de reprise plus difficiles que celles coupées en fin de campagne. L'état des réserves hydriques du sol influe dans le même sens que les températures ; le climat plus sec en début de campagne accentue les difficultés pour la reprise du développement de la canne (Bappel, 2005). Toutefois, les facteurs climatiques jouent le rôle de régulateurs qui synchronisent le maximum de croissance végétative des repousses avec un pic de NDVI observé en fin de saison des pluies (autour de Mai-Juin). À ce pic de croissance, seules les nouvelles plantations sont encore à un stade précoce de développement, et leurs valeurs de NDVI sont beaucoup plus faibles (Figure 23).

Conclusion de l'analyse des profils

Conformément à ce qui est rapporté dans la littérature (Bappel, 2005; Lebourgeois *et al.*, 2007; Bégué *et al.*, 2008), nous avons remarqué que parmi les profils temporels extraits à partir des images SPOT, ceux du NDVI et du MIR sont les plus intéressants pour le suivi des coupes.

Une augmentation significative des valeurs de MIR entre deux acquisitions proches semble être un indice de coupe de la parcelle. Quant au NDVI, il paraît comme un bon indicateur à deux titres :

- La chute du NDVI entre deux acquisitions proches peut renseigner sur la coupe de la parcelle ;

- L'analyse du profil temporel de NDVI permet de connaître le stade phénologique et l'état de la parcelle à instant donné, et d'informer ainsi sur la possibilité de sa coupe.

Les informations issues des profils temporels de NDVI et de réflectances, notamment les indicateurs bi-dates, subissent deux limitations majeures : le manque d'acquisition d'images et l'imprécision. En effet, les profils temporels sont souvent incomplets à cause des lacunes d'acquisition ou des conditions atmosphériques, ce qui fait que les indicateurs bi-dates (*e.g.* chute de NDVI, augmentation de MIR) ne sont pas toujours fiables (Figure 24) ; lorsque l'intervalle qui sépare la vraie date de coupe d'une acquisition satellite est supérieur à 2 mois, il est difficile de détecter cette coupe en utilisant les images comme unique source d'information (la différence de NDVI ou de MIR dans ce cas n'est plus significative). De plus, l'addition de la nébulosité dans les images réduit considérablement la surface exploitable avec les indicateurs bi-dates.

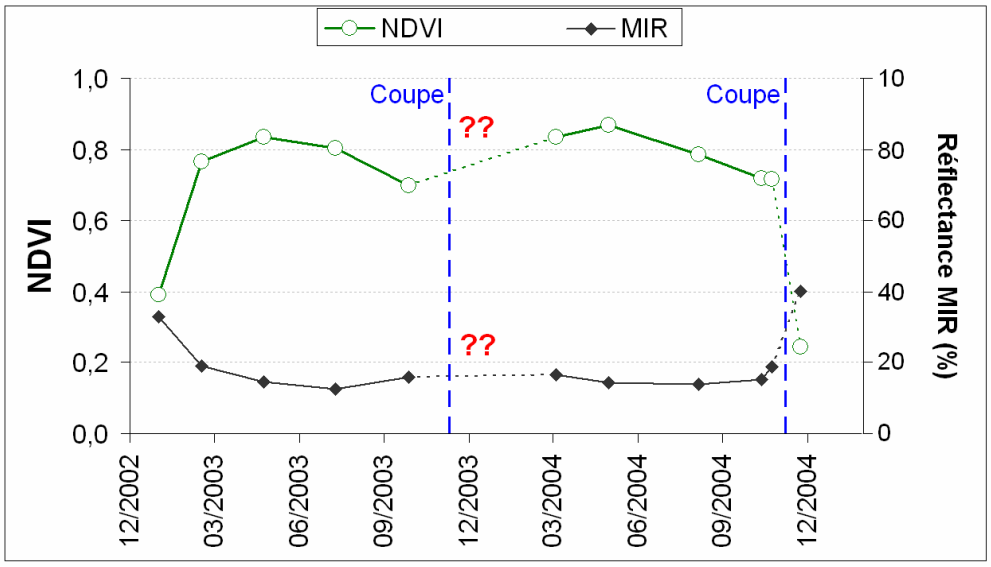


Figure 24. Exemples de profils temporels incomplets de NDVI et de MIR pour une repousse. La coupe de 2003 de cette parcelle ne peut pas être détectée par les différences bi-dates de NDVI et de MIR.

La deuxième limitation, l'imprécision, est due à la fois à la radiométrie des images (*e.g.* imperfections des corrections) et à la différence d'état de couvert d'une parcelle à une autre. A titre d'exemple, la différence de NDVI avant et après une coupe sera beaucoup plus forte pour un couvert dense et photosyntétiquement actif que pour un couvert stressé, jaunissant. En conséquence de cette imprécision, la définition de seuils génériques sur les indicateurs bi-dates issus des images n'est pas aisée.

Afin de répondre à ces limitations, il s'avère donc nécessaire (1) d'intégrer d'autres sources d'information, (2) d'utiliser l'information temporelle (*e.g.* valeurs historiques et comportement du NDVI) et (3) de travailler avec des indicateurs qualitatifs plutôt que quantitatifs.

4.2.2. Modèle de culture

La première source d'information mobilisée pour limiter les difficultés liées à la présence de nuages et au manque d'acquisitions dans les séries temporelles est un modèle de culture, basé sur les données environnementales. Cette source est utilisée pour simuler des profils temporels de NDVI afin de construire un indicateur synthétique indépendant des séries temporelles, qui fournit une information sur la possibilité de coupe d'une parcelle entre deux dates données (*i.e.* entre deux dates d'acquisitions satellites t et t').

4.2.2.1. Simulation du LAI

Nous avons utilisé le modèle ecophysiologique MOSICAS (Martiné and Todoroff, 2002) pour simuler la croissance de la canne à sucre dans chaque parcelle sur les sites d'études à un pas de temps journalier. Les simulations sont alimentées avec les données climatiques, enregistrées dans des stations météorologiques près de chaque site, et les paramètres biophysiques du sol prédéfinis dans le modèle.

MOSICAS est un modèle de type thermo-radiatif qui tient compte du stress hydrique. Il est composé de deux modules dynamiques : un module de croissance et un module de bilan hydrique. Le module de croissance est basé sur l'interception du rayonnement, la conversion de ce dernier en biomasse, et ensuite la partition de la biomasse en ses différentes composantes (racines, feuilles, tiges et sucre). Le module de bilan hydrique est un modèle simplifié (WB1, pFactor). Il a été adapté à partir du module inclus dans le modèle Cers (*Crop Environment Ressources Synthesis*), développé pour le maïs puis utilisé pour des plantes dans des conditions tropicales (Martiné, 2003). Le sol dans ce module est représenté par un réservoir dont la profondeur est limitée par la zone d'enracinement.

Parmi d'autres variables d'état, MOSICAS simule l'indice foliaire, *i.e.* le LAI, de la canne à sucre. La modélisation du LAI est faite selon le formalisme *« big leaf »* ; elle est basée sur un bilan entre les surfaces foliaires quotidiennement élaborée et sénescente. Ce bilan est principalement mené par la température. Il est limité par la source de rayonnement correspondant à la masse des feuilles et au stress hydrique.

4.2.2.2. Simulation du NDVI

Les profils temporels de LAI simulés par MOSICAS ont été transformés en profils temporels de NDVI en utilisant la relation suivante (Figure 25) :

$$NDVI = 0{,}146 \times Ln(LAI) \quad + \quad 0{,}571 \qquad (10)$$

Cette relation a été calculée à partir de mesures *in situ* de LAI réalisées en 2002, 2003 et 2007 sur des parcelles de canne à sucre à La Réunion (variétés R570 et R579), et des valeurs de NDVI des images SPOT interpolées aux dates de mesures terrain. Les mesures en 2002 et 2003 de LAI ont été effectuées par (Bappel, 2005) sur une trentaine de parcelles, entre juillet et octobre en 2002 et entre avril et juillet en 2003. Une nouvelle campagne de mesures a été

mise en place sur six parcelles, en octobre 2007, afin d'enrichir la base de données et notamment celles concernant les jeunes cannes (*i.e.* âge inférieur à 3 mois). Le protocole et la méthode utilisée pour faire les mesures en 2002 et 2003 sont décrits dans (Bappel, 2005). Les valeurs de LAI obtenues en 2007 sont basées sur une relation biométrique (équation 11) dont les paramètres sont d'une part les hauteurs *htvd* des tiges[17] dans une placette définie de surface *S*, et d'autre part le nombre de limbes verts *nl* jusqu'à la dernière ligule visible, dite TDV (*Terminal Visible Diulap*) (Martiné, 2004). Les coefficients *a* et *b* dans l'équation 11 varient en fonction de la variété. Leurs valeurs sont recensées dans le Tableau 6.

$$LAI = \sum_{tiges} \frac{a \times \left[1 - \exp\left(-b \times htdv_{cm} \times nl/100\right)\right]}{S_{cm^2}} \qquad (11)$$

Variété de canne à sucre	*a*	*b*
R579	8024,1136	0,11378854
R570	10747,546	0,097933269

Tableau 6. Valeurs des coefficients a et b nécessaires pour l'estimation du LAI selon la variété de canne à la Réunion (Source : Martiné, 2004).

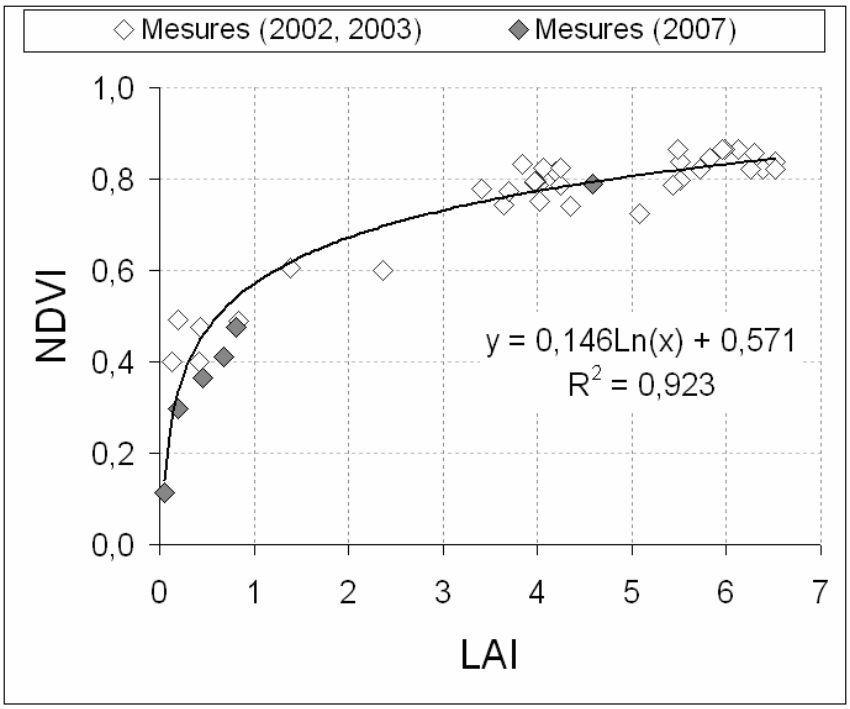


Figure 25. Relation entre le LAI (mesuré *in situ*) et le NDVI (SPOT).

[17] La hauteur *htvd* d'une tige est la distance entre le sol et la dernière ligule visible.

La relation (équation 10) est établie uniquement à partir des données acquises au cours de la phase de croissance de la canne (avant et au cours de la période maximale de NDVI), ainsi elle est valable pour le LAI vert.

La Figure 26 montre un exemple de profil temporel de NDVI obtenu avec la relation (équation 10) à partir des simulations journalières de LAI par MOSICAS. En comparant ce profil à celui issu des images SPOT, on observe une cohérence importante dans les phases de croissance (intervalle de 4 mois environ) et pour le plateau de croissance (intervalle de 4 mois environ). Quant à la phase de sénescence, une différence est observée entre le profil de NDVI « images » et celui de NDVI « simulé ». En effet, cette différence est due au fait que MOSICAS simule le LAI « vert » et ne tient pas compte de la sénescence (*i.e.* jaunissement) de la canne à sucre, ce qui fait que le profil de NDVI calculé à partir des images chute remarquablement dans cette phase contrairement au NDVI simulé.

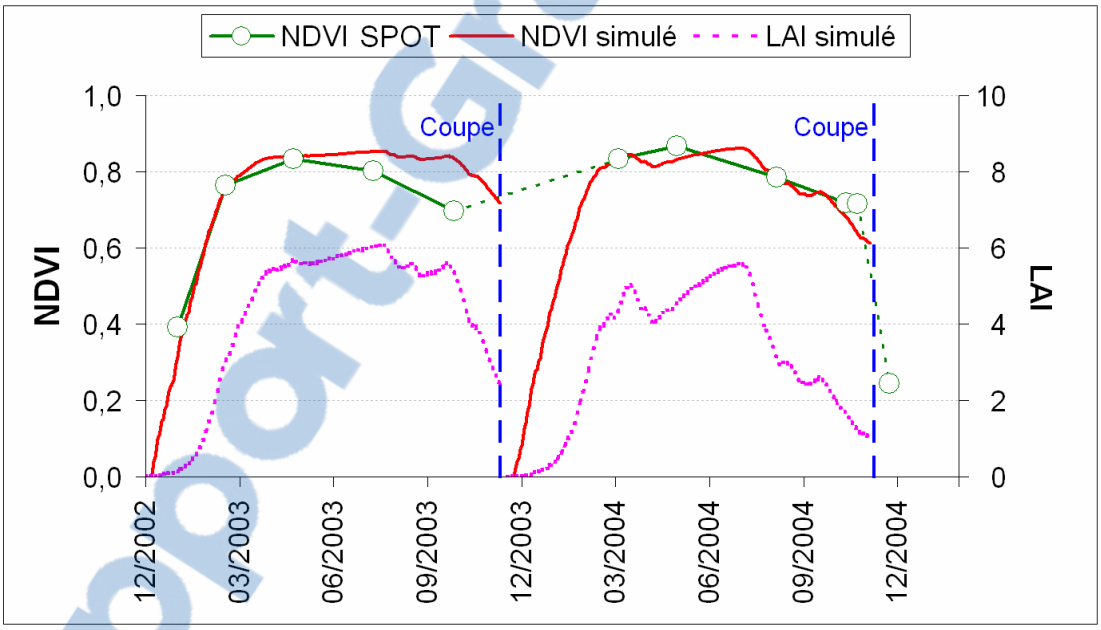


Figure 26. Des profils temporels de LAI, de NDVI simulé en utilisant le modèle MOSICAS et de NDVI calculé à partir des images SPOT pour la même parcelle.

4.2.2.3. Indicateur de coupe

A partir des profils temporels de NDVI simulé, nous avons construit un indicateur, *Tn*, utile pour la détection de coupe de parcelle ; cet indicateur représente le *T*emps *n*écessaire (en nombre de jours) pour que le NDVI d'une parcelle de canne, coupée à une date donnée, atteigne un certain seuil.

Rapport-Gratuit.com

La Figure 27 illustre un exemple des relations calculées entre le *Tn* et la date de coupe d'une parcelle (*i.e.* date de début de simulation de LAI par MOSICAS), et ce pour différents seuils de NDVI. Selon cet exemple, pour atteindre un NDVI de 0,7 une parcelle de canne à sucre aura besoin de 133 jours (*Tn* = 133) de croissance si elle a été coupée en début juillet (pendant la saison fraîche et sèche), et de 89 jours seulement (*Tn* = 89) si elle a été coupée en début décembre (pendant la saison chaude et humide). Nous avons observé que pour des seuils élevés de NDVI (0,7 dans notre exemple), le modèle est très sensible aux variations climatiques, telle que la quantité de précipitations.

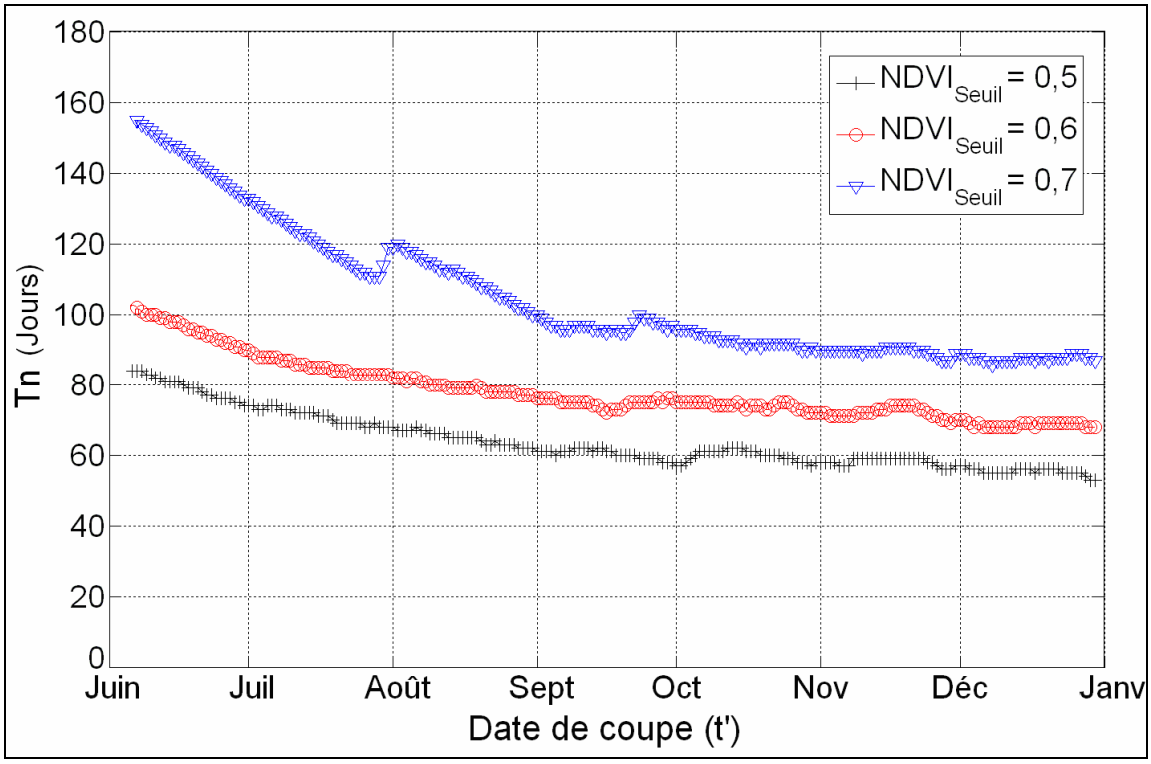


Figure 27. Exemple de relations entre la date de coupe (date de début de simulation de NDVI par MOSICAS) et le temps nécessaire (Tn) pour qu'une parcelle de canne atteigne un niveau $NDVI_{Seuil}$ de NDVI. La date de coupe correspond dans le système expert à la date d'acquisition satellite *t'*.

En utilisant le modèle MOSICAS, on peut réaliser, si besoin, des simulations de NDVI entre chaque couple d'acquisitions satellites (*e.g.* Figure 28) afin d'évaluer la possibilité de coupe entre ces acquisitions. Dans l'exemple de la Figure 28, nous pouvons constater l'importance de l'information que le modèle de culture peut apporter en cas de manque d'acquisitions : en se basant sur les données environnementales, on peut conclure d'après les simulations qu'il est possible que la canne soit coupée entre les acquisitions du 08/10/2003 et du 17/03/2004.

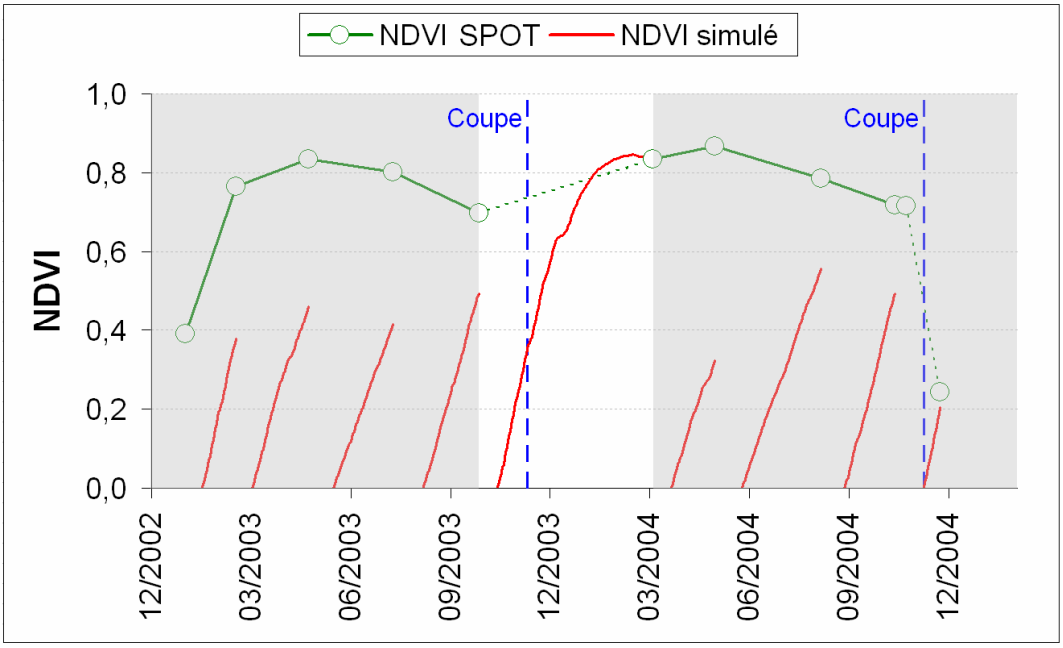


Figure 28. Un exemple illustrant comment les simulations de MOSICAS peuvent fournir une information utile en cas de manque d'acquisitions.

Les simulations du modèle de culture restent tout de même une source d'information imprécise et incertaine. L'imprécision de cette source est liée à sa nature (*i.e.* simulation) et à l'imprécision des paramètres environnementaux ; son incertitude est due principalement à l'incertitude du modèle. En ce qui concerne ce dernier point, nous tenons à signaler que le modèle MOSICAS a été calé pour la variété R570 cultivée à la Réunion en repousse sur des cycles maximum de 13 mois. Ainsi, les simulations faites par ce modèle pour les autres variétés sont incertaines, et l'information issue de ses simulations n'est fiable que pour les repousses.

Dans la Figure 29, nous illustrons un exemple de simulations de NDVI réalisées pour une parcelle appartenant à l'exploitation de M. Caruel. Cette parcelle est en repousse dans le cycle de 2003 et en plantation en 2004. En comparant les profils simulés pour cette parcelle avec ceux calculés à partir des images SPOT, nous pouvons constater que MOSICAS ne peut pas simuler correctement la croissance d'une plantation. Néanmoins, on peut se servir des simulations de ce modèle pour tirer une information sur la possibilité de coupe à la fin du cycle, que ce soit pour une parcelle en repousse ou en plantation.

D'autres exemples de profils temporels de NDVI simulés par MOSICAS et de NDVI SPOT sont recensés dans l'Annexe 5.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

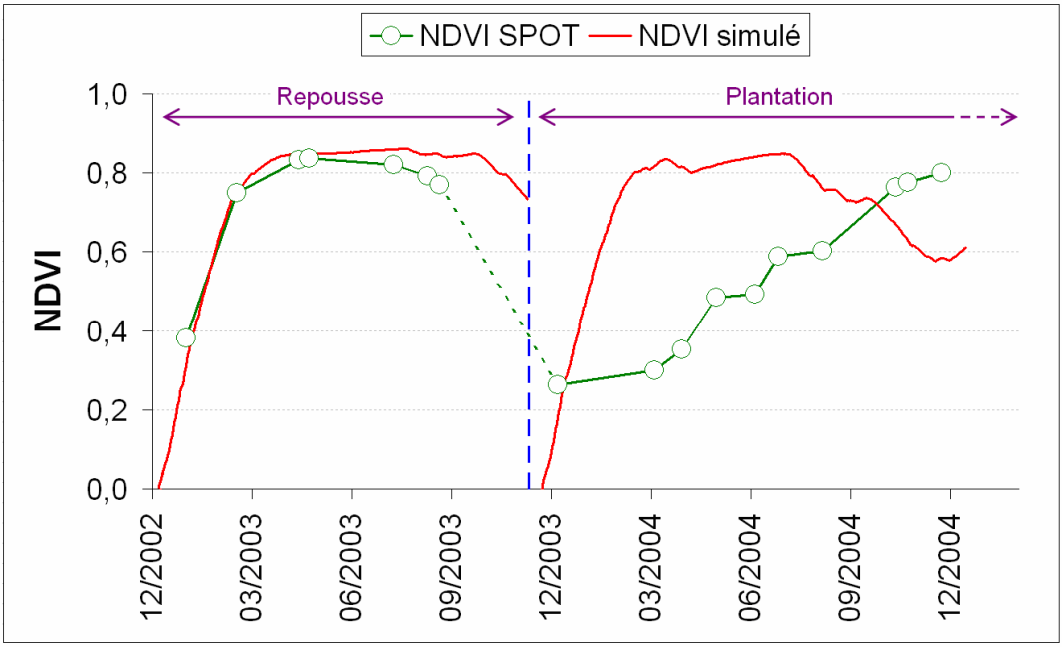


Figure 29. Comparaison entre les profils temporels de NDVI SPOT et ceux du NDVI simulés par MOSICAS pour une parcelle en repousse puis en plantation.

4.2.3. Connaissances expertes

La troisième source d'information est l'ensemble des connaissances agronomiques sur la canne à sucre. Ces connaissances permettent de mieux comprendre la relation entre les dynamiques des signaux extraits à partir des séries temporelles d'images et les changements des états de parcelle ; elles apportent également 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 (Figure 30.a) et les dates d'ouverture et de fermeture des usines sucrières qui déterminent les campagnes de récolte (Figure 30.b).

Une description du système de culture de la canne à sucre a été faite dans le chapitre 2. Nous rappelons ci-après les éléments déterminants pour la compréhension des règles de décision du système. La canne à sucre est une graminée vivace qui est cultivée sur une même parcelle durant plusieurs années consécutives. Après une première plantation, la canne est coupée au bout de 18 à 24 mois ; les tiges sont coupées au ras du sol et les souches laissées en place produisent de nouvelles pousses (*i.e.* des repousses). La récolte des repousses est annuelle dans la plupart des cas, et ce cycle annuel s'appelle cycle de récolte. Dans certains cas particuliers, et suite à des conditions climatiques exceptionnelles ou à des problèmes techniques affectant les usines, la coupe de certaines parcelles de canne (repousses et/ou

plantations) est reportée d'une année à une autre. A titre d'exemple, en 2007 le début de la campagne sucrière a été retardé de 3 semaines environ à cause de problèmes techniques dans les deux usines de l'île, par conséquent une dizaine de milliers de tonnes de cannes sont restées sur pied après la campagne, et leur coupe a été reportée à 2008. Au bout de 5 à 6 cycles de récoltes successives qui se font à partir de la même plantation, le rendement de la parcelle tend à diminuer et le champ est généralement replanté avec de nouvelles boutures, laissant place à un nouveau cycle cultural.

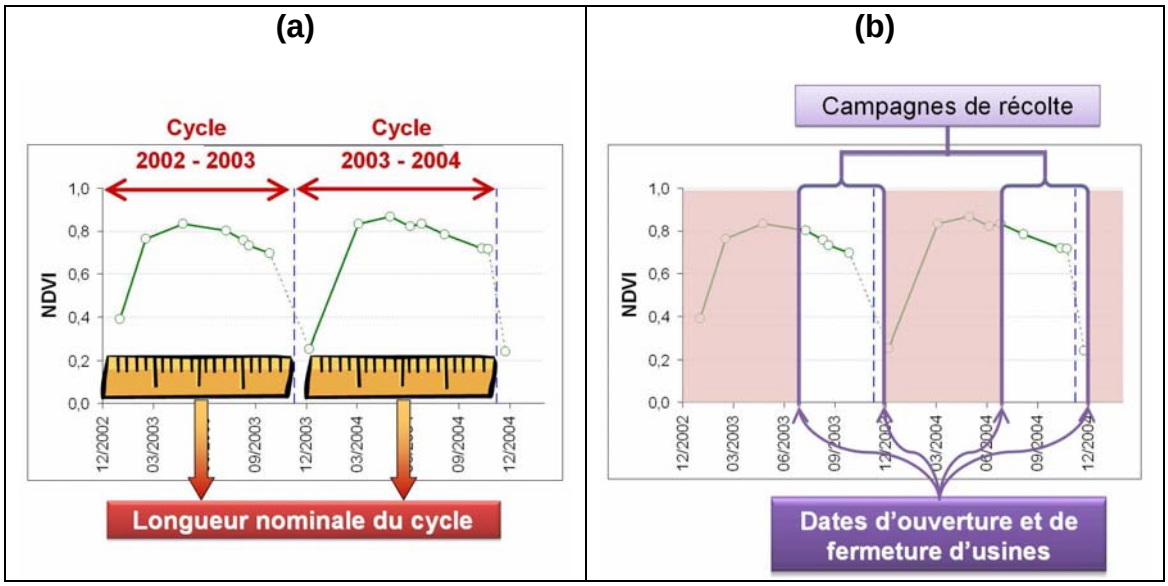


Figure 30. Des exemples de connaissances expertes qui permettent de définir des contraintes temporelles : a) la longueur nominale du cycle de canne ; b) les dates d'ouverture et de fermeture des usines sucrières.

Les connaissances expertes agronomiques et radiométriques sur la canne sont impliquées dans différentes parties du système d'aide à la décision que nous proposons. Elles sont utilisées pour :

(1) définir les variables d'entrée qui sont nécessaires pour détecter la coupe ;

(2) configurer les partitions de ces variables (Section 4.4.1);

(3) intégrer des informations sur le cycle de la canne à sucre ;

(4) définir des règles de décision (Section 4.4.3.1).

4.3. Formalisme

La gestion des informations multi-sources pour la prise des décisions nécessite la conception d'un cadre approprié qui définisse l'utilisation de chaque source, identifie la technique de fusion d'informations et caractérise la sortie.

Dans cette thèse, les informations provenant des trois sources (série temporelle, modèle de culture et connaissances expertes) sont hétérogènes et de natures différentes. Les données issues du modèle de culture sont des « estimations » basées sur des paramètres qui ne sont pas directement reliés au phénomène étudié (*i.e.* la coupe). Les informations extraites à partir des images satellite sont des « mesures » de réflectance. Les connaissances expertes ne sont ni des « mesures » ni des « estimations », elles sont d'une autre nature.

En raison de sa capacité bien connue pour modéliser des concepts linguistiques et pour permettre le traitement d'informations de nature différentes, la logique floue a été choisie pour concevoir notre système d'aide à la décision. Ce formalisme permet de gérer l'imprécision des données, l'incertitude des sources 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.

Les théories des ensembles flous et de possibilité (Zadeh, 1965; Zadeh, 1978) ont commencé à apparaître dans la littérature en télédétection il y a environ 20 ans. L'utilisation principale des systèmes flous a été dans la segmentation et la classification d'image *e.g.* (Gopal *et al.*, 1999; Tapia *et al.*, 2005; Li *et al.*, 2007), et dans l'implémentation des indices flous d'évaluation *e.g.* (Gill *et al.*, 2000; Laba *et al.*, 2008), basés sur le travail de (Woodcock and Gopal, 2000).

Le système d'aide à la décision que nous présentons dans ce chapitre est un système d'inférence floue. Les systèmes d'inférences sont l'une des applications les plus utilisées de la logique floue et des ensembles flous. Leur force se situe dans leur identité double (Guillaume, 2001) :

- d'une part, ils sont capables de modéliser et de manipuler des concepts linguistiques basés sur un langage de tous les jours, ce qui fait que ces systèmes sont faciles à comprendre et à interpréter même par des opérateurs non experts ;

- et d'autre part, ils sont des approximateurs universels qui peuvent réaliser une cartographie non linéaire entre les variables d'entrée et de sortie du système. Le processus de cartographie non linéaire peut être effectué par des procédures manuelles ou automatiques, tout en gardant à l'esprit l'originalité de la logique floue, *i.e.* son interprétabilité[18].

Avant de présenter la structure du système d'inférence floue et de détailler ses composants, nous rappelons les concepts de base de la modélisation linguistique floue. Par ailleurs, un aperçu sur l'historique, les bases et les avantages de la logique floue est fourni dans l'Annexe 6.

4.3.1. Ensembles flous et termes linguistiques

Les ensembles flous permettent d'évaluer à quel point la réalisation d'un événement donné est possible. La définition des ensembles flous se fait par des distributions de possibilité (*i.e.* des fonctions d'appartenance) ; chaque ensemble flou a sa fonction d'appartenance. Ainsi, chaque point, x, dans l'univers appartient à un ensemble flou, A, avec un degré d'appartenance $\mu_A(x)$ qui est entre 0 et 1.

Les ensembles flous permettent de modéliser des informations imprécises et/ou incertaines avec des concepts linguistiques. Si A est un ensemble qui représente les valeurs *Forte*s de NDVI, le degré d'appartenance d'une valeur x de NDVI, $\mu_A(x)$, à cet ensemble peut être interprété comme étant le niveau jusqu'auquel cette valeur peut être considérée comme *Forte*. Plusieurs ensembles flous, *e.g. Faible*, *Moyenne* et *Forte*, peuvent être définis dans le même univers de la variable, comme illustré dans la Figure 31.

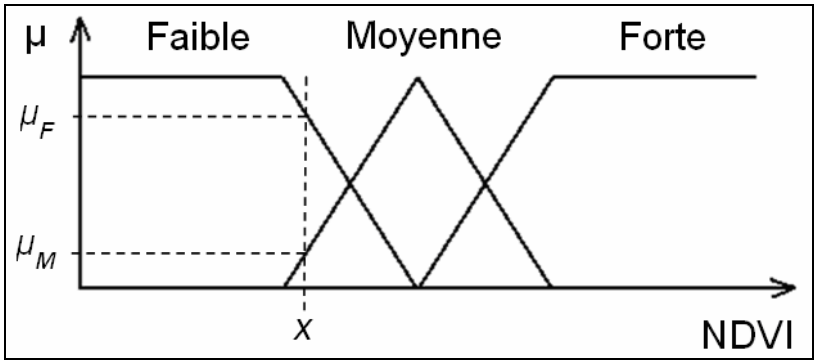


Figure 31. Exemple d'une partition de NDVI.

[18] L'interprétabilité est la facilité de compréhension des relations d'entrées-sorties d'un système par un expert humain.

Les ensembles flous d'une variable se recouvrent habituellement, ainsi, une valeur donnée de cette variable est susceptible d'appartenir à plusieurs ensembles flous à la fois. Dans la partition représentée dans la Figure 31, la valeur x appartient à la fois aux ensembles flous *Faible* et *Moyenne* avec des degrés d'appartenance μ_F et μ_M respectivement. Dans cet exemple, une valeur donnée peut appartenir, avec un degré non nul, à deux ensembles flous maximum. De même, pour chaque point dans l'univers, la somme des degrés d'appartenance à tous les ensembles flous est égale à un. Ces deux caractéristiques ont été respectées lors de la définition des partitions dans notre système (Section 4.4.1).

4.3.2. Inférence à base de règles

L'utilisation des ensembles flous permet de gérer des informations de natures hétérogènes. En effet, en se basant sur les labels linguistiques de ces ensembles, on va pouvoir établir des règles de la forme *« Si je rencontre telle situation, Alors j'en tire telle conclusion »*. La situation, appelée prémisse ou antécédent de la règle, est définie par une combinaison de relations de la forme *x est A* pour chacune des informations hétérogènes en entrée. La partie conclusion de la règle est appelée sortie de la règle, et elle est de la forme *y est C* :

$$\text{Règle r : Si } x_1 \text{ est } A_1^r \text{ et } x_2 \text{ est } A_2^r \ldots \text{ et } x_p \text{ est } A_p^r \text{ Alors } y \text{ est } C^r \qquad (12)$$

avec A_k^r est l'ensemble flou de la variable d'entrée k utilisée dans la règle r et C^r est la conclusion de la règle.

Pour chaque règle du système d'inférence, un poids p^r (entre 0 et 1) est attribué pour désigner la certitude associée à cette règle. Par défaut, la valeur de p^r est égale à 1 pour toutes les règles dans la base. Une valeur de p^r de 0 signifie que la règle est absolument incertaine et donc non utilisable dans le processus d'inférence. Une valeur entre 0 et 1 signifie que la règle est utilisable mais incertaine ; plus la valeur est proche de 1, plus la règle est certaine.

Chaque règle participe au processus d'inférence selon son degré d'activation α^r. Ce dernier est calculé à partir des degrés d'appartenance des variables d'entrée, dans la prémisse de la règle, aux ensembles flous de ces variables.

Grâce au recouvrement des ensembles flous dans l'univers, une entrée donnée est susceptible d'activer plusieurs règles ($\alpha^r > 0$). Une méthode d'inférence doit être définie pour déterminer la manière dont le système attribue des poids aux conclusions des règles actives, et

la manière dont les poids de toutes les conclusions sont agrégés et affectés à la sortie du système.

Du fait que la logique floue autorise l'utilisation des concepts linguistiques via des ensembles flous, son utilisation dans les systèmes experts, sous la forme de règles de raisonnement flou, a permis de dépasser les limites de la logique du « tout ou rien », et cela grâce à la gradualité : on ne passe pas brutalement de « jeune » à « vieux » le jour de notre anniversaire, et c'est pareil pour beaucoup de phénomènes, de mesures ou d'estimations. Un autre atout du formalisme utilisé dans ce type de systèmes est la modularité ; en effet, il est possible d'ajouter des règles ou d'en enlever simplement selon les besoins de l'utilisateur. En définitive, ce formalisme fournit un outil intéressant pour fusionner des informations hétérogènes et tirer des conclusions associées à des facteurs de confiance.

4.4. Structure et composants

La structure du système d'aide à la décision est illustrée dans la Figure 32. Cette structure comporte quatre composants principaux : un étage d'entrée, une base de règles, un moteur d'inférence et une sortie. Le rôle et le fonctionnement de chacun de ces composants sont décrits dans les sous-sections suivantes.

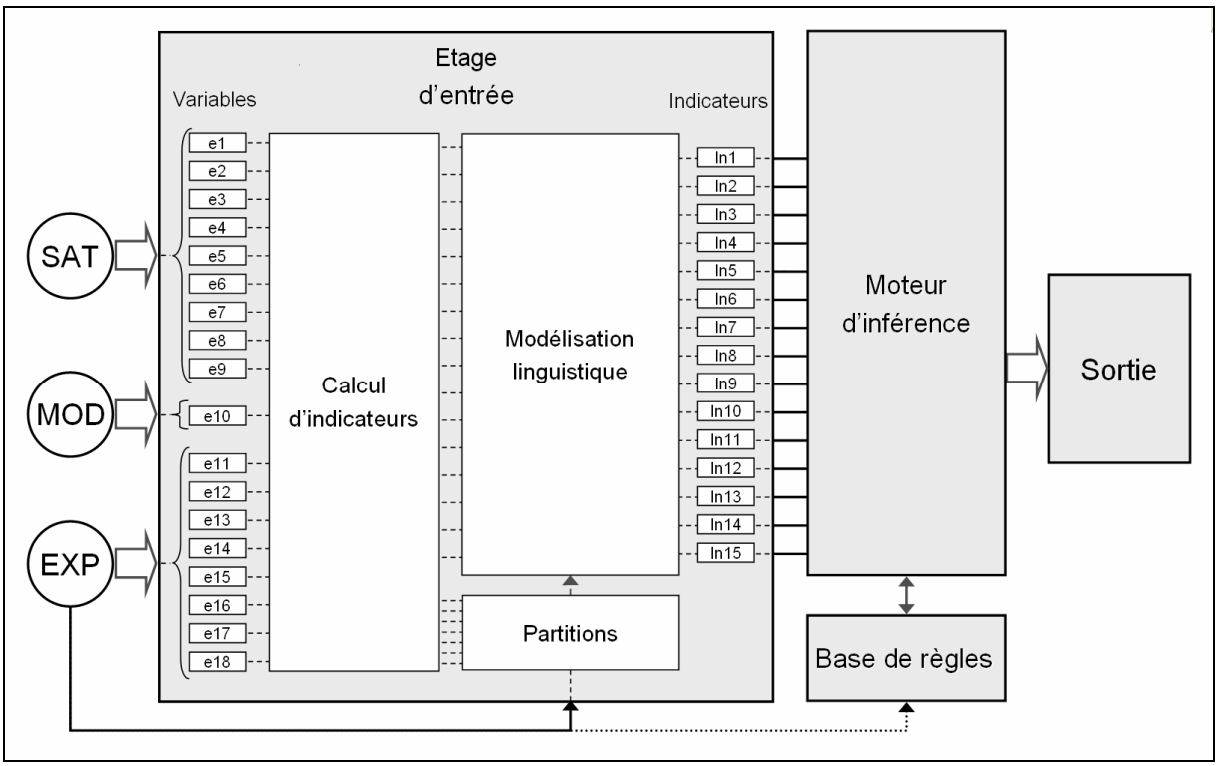


Figure 32. Structure et composants du système d'aide à la décision.

De manière schématique, on peut dire qu'à partir d'un jeu de données issu de la série temporelle d'images satellite (SAT), du modèle de culture (MOD) et des connaissances expertes (EXP), le système construira des indicateurs linguistiques et inférera des conclusions sur la possibilité de coupe d'une parcelle entre deux dates d'acquisitions satellites *t* et *t'*. Cette inférence se fait en utilisant une base de règles qui peut être créée manuellement, par expertise, ou automatiquement, avec un jeu d'apprentissage.

4.4.1. Etage d'entrée

L'étage d'entrée du système est le composant responsable de la construction d'indicateurs utiles pour la détection automatique des coupes. Dix-huit variables extraites à partir des trois

sources hétérogènes (SAT, MOD et EXP) sont utilisées dans ce module afin de créer quinze indicateurs associés à des labels linguistiques.

Les variables

Les variables extraites des trois sources sont recensées dans le Tableau 7. Le choix de ces variables a été fait par expertise[19]. Celles issues de SAT sont principalement liées aux profils temporels de NDVI et de MIR (valeurs et dates d'acquisitions) ; en effet ces profils s'avèrent être les plus intéressants, parmi les profils extraits à partir de SAT, pour la détection des coupes (Bappel, 2005; Lebourgeois *et al.*, 2007; Bégué *et al.*, 2008) (*c.f.* Section 4.2.1). Le MOD génère l'indicateur *Tn* afin de fournir une information sur la possibilité de coupe qui est principalement basée sur les données climatiques. Quant aux EXP, elles fournissent des seuils sur les différences bi-dates de NDVI et de MIR (utiles pour la détection des coupes) ainsi que des variables temporelles sur le cycle de la parcelle (*e.g.* la dernière date de coupe qui permet de calculer l'âge de la canne) et sur les campagnes de récolte (*i.e.* dates d'ouverture et de fermeture d'usines sucrières) ; en cas de non disponibilité de ces variables expertes, des valeurs par défaut sont prédéfinies (*e.g.* les dates d'ouverture et de fermeture des usines sucrières prédéfinies par défaut sont respectivement le 1er juillet de l'année en cours et le 1er janvier de l'année d'après).

Les indicateurs

Les indicateurs créés à partir des dix-huit variables, ou des combinaisons de ces variables sont détaillés dans le Tableau 8. Ces indicateurs peuvent être divisés en trois groupes principaux :

- Le premier groupe (In1 à In4) est basé sur les valeurs de NDVI et de MIR calculées à l'échelle de la parcelle à chaque date d'acquisition.
- Le second groupe (In5 à In9) concerne les dynamiques des profils temporels de NDVI et de MIR.
- Quant au troisième groupe (In10 à In14), il représente les contraintes temporelles issues du modèle agronomique et des connaissances expertes.

[19] Expertise sur les propriétés optiques des couverts végétaux, sur le cycle de la canne à sucre et sur la détection des changements.

Rapport-Gratuit.com

- Le dernier indicateur In15 indique tout simplement si la parcelle est couverte ou non par des nuages à la dernière acquisition satellite (à la date *t*).

Variable	Définition	Valeur	Source
$\mathbf{e_1}$	Valeur de NDVI à l'échelle de la parcelle calculée à la date d'acquisition *t*.	$NDVI_t$	SAT
$\mathbf{e_2}$	Valeur de NDVI à l'échelle de la parcelle calculée à la date d'acquisition *t'*.	$NDVI_{t'}$	
$\mathbf{e_3}$	Valeurs de NDVI à l'échelle de la parcelle calculées aux dates d'acquisition t'' ($t'' < t'$).	$NDVI_{t''}$ (vecteur)	
$\mathbf{e_4}$	Valeur du MIR à l'échelle de la parcelle calculée à la date d'acquisition *t*.	MIR_t	
$\mathbf{e_5}$	Valeur du MIR à l'échelle de la parcelle calculée à la date d'acquisition *t'*.	$MIR_{t'}$	
$\mathbf{e_6}$	Variable qui indique si la parcelle est dégagée ou non	$Nuage_t$	
$\mathbf{e_7}$	Date d'acquisition *t*.	t	
$\mathbf{e_8}$	Date d'acquisition *t'*. Il s'agit de la date d'acquisition dégagée qui précède *t*.	t'	
$\mathbf{e_9}$	Dates d'acquisition t'' ($t'' < t'$).	t'' (vecteur)	
$\mathbf{e_{10}}$	Valeur de l'indicateur de coupe issue du modèle de culture.	Tn	MOD
$\mathbf{e_{11}}$	Seuil de la différence bi-temporelle de NDVI. (0,3 par défaut)	$\Delta NDVI_{Seuil}$	EXP
$\mathbf{e_{12}}$	Seuil de la différence bi-temporelle de MIR. (15 par défaut)	ΔMIR_{Seuil}	
$\mathbf{e_{13}}$	Date d'ouverture de l'usine sucrière déclenchant le début de la campagne de coupe de canne à sucre. (1^{er} juillet de l'année en cours par défaut)	T_O	
$\mathbf{e_{14}}$	Date de fermeture de l'usine sucrière mettant fin à la campagne de coupe de canne à sucre. (1^{er} janvier de l'année d'après par défaut)	T_F	
$\mathbf{e_{15}}$	Date d'ouverture précédente de l'usine sucrière déclenchant le début de la campagne de coupe précédente. (1^{er} juillet de l'année précédente par défaut)	T_{OP}	
$\mathbf{e_{16}}$	Date de fermeture précédente de l'usine sucrière mettant fin à la campagne de coupe précédente. (1^{er} janvier de l'année en cours par défaut)	T_{FP}	
$\mathbf{e_{17}}$	Dernière date de coupe de la parcelle. (1^{er} juillet de l'année précédente par défaut)	DDC	
$\mathbf{e_{18}}$	Longueur nominale d'un cycle de canne. Il s'agit de l'âge à partir duquel une parcelle en repousse peut être coupée. (270 jours par défaut)	LNC	

Tableau 7. Définition des variables extraites à partir de la série temporelle d'images satellite (SAT), du modèle de culture (MOD) et des connaissances expertes (EXP).

La modélisation linguistique et les partitions

La modélisation linguistique des indicateurs est réalisée en se basant sur les connaissances expertes. En effet, ces connaissances permettent de faire une partition fiable et interprétable de l'univers de chaque indicateur par des ensembles (flous ou classiques) associés à des labels linguistiques.

A titre d'exemple, les ensembles flous des indicateurs liés aux valeurs de NDVI ont été conçus selon les connaissances expertes[20] sur le comportement du NDVI par rapport au changement des stades phénologiques et des états de parcelle de canne à sucre. Voici les éléments de raisonnement utilisés :

- Une valeur *Faible* de NDVI (inférieure à 0,30) correspond généralement à des résidus (*i.e.* paillis), à un sol nu après la coupe de la parcelle, ou à un couvert qui démarre (Bappel, 2005).

- Une valeur *Moyenne* de NDVI (entre 0,30 et 0,75) est observée pendant les phases de croissance et de sénescence. La phase de croissance est caractérisée par une accumulation de biomasse et par une croissance de la longueur des tiges. La sénescence est provoquée par le vieillissement de la canne, la diminution de la température et le manque d'eau (Martiné, 2003).

- Une valeur *Forte* de NDVI (supérieure à 0,75) est observée à la fin de la phase de croissance et avant la phase de sénescence. Dans cette phase on retrouve des parcelles de canne avec un couvert bien développé et vert.

La Figure 33 illustre les ensembles flous de cette partition ainsi qu'un exemple de profils de NDVI tracés en fonction du temps thermique[21] (somme des degrés Celsius accumulés par jour depuis la coupe précédente) pour 28 parcelles dans l'exploitation de M. Caruel, en utilisant les séries d'images de 2003 et 2004. Le temps thermique renseigne de manière pertinente sur le stade de croissance de la canne à sucre (Fauconnier and Bassereau, 1970). Il est calculé selon l'expression suivante :

[20] Cette expertise a été développée en analysant des profils temporels de NDVI de plusieurs parcelles dans différents cycles pour faire le lien avec les évolutions phénologiques et les changements d'état de parcelle. L'analyse des profils a été accompagnée d'une phase de photo-interprétation d'images.

[21] Nous avons choisi la dimension du temps thermique pour synchroniser les profils de NDVI et faciliter l'illustration de la partition. Nous rappelons que la forte variabilité spatio-temporelle des parcelles de canne entraine une asynchronisation des profils temporels de NDVI.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

$$Temps\ thermique = \sum_{j=t_0}^{t} \frac{T_{\max}(j) - T_{\min}(j)}{2} - T_{ref} \qquad (13)$$

avec t_0 est la date de coupe précédente de la parcelle, t est la date d'acquisition de l'image à partir de laquelle le NDVI est calculé, $T_{max}(j)$ et $T_{min}(j)$ sont respectivement les températures maximales et minimales enregistrées par les stations météorologiques les plus proches du site d'étude à la date j (j allant de t_0 à t avec un pas journalier), et T_{ref} est la température de végétation de la canne à sucre ($T_{ref} = 12°$).

Certaines partitions d'indicateur font appel à des variables extraites des sources d'information (*e.g. Tn*). Le Tableau 9 montre les intitulés et les descriptions des labels linguistiques de chaque indicateur (certains ayant des partitions similaires) ainsi que les marges d'ambigüités associées aux ensembles des indicateurs flous. En ce qui concerne ce dernier point, nous soulignons, à titre d'exemple, l'importance de la marge d'ambiguïté de ±1 mois associée aux indicateurs utilisant *Tn* ; cette marge permet de faire face à l'imprécision du modèle et aux effets de variation climatique observés pour les valeurs élevées du seuil de NDVI (*c.f.* Section 4.2.2). Une illustration de toutes les partitions des indicateurs flous est faite dans l'Annexe 7. La définition des intervalles temporels utilisés pour la localisation des dates d'acquisitions satellite est présentée dans la Figure 34.

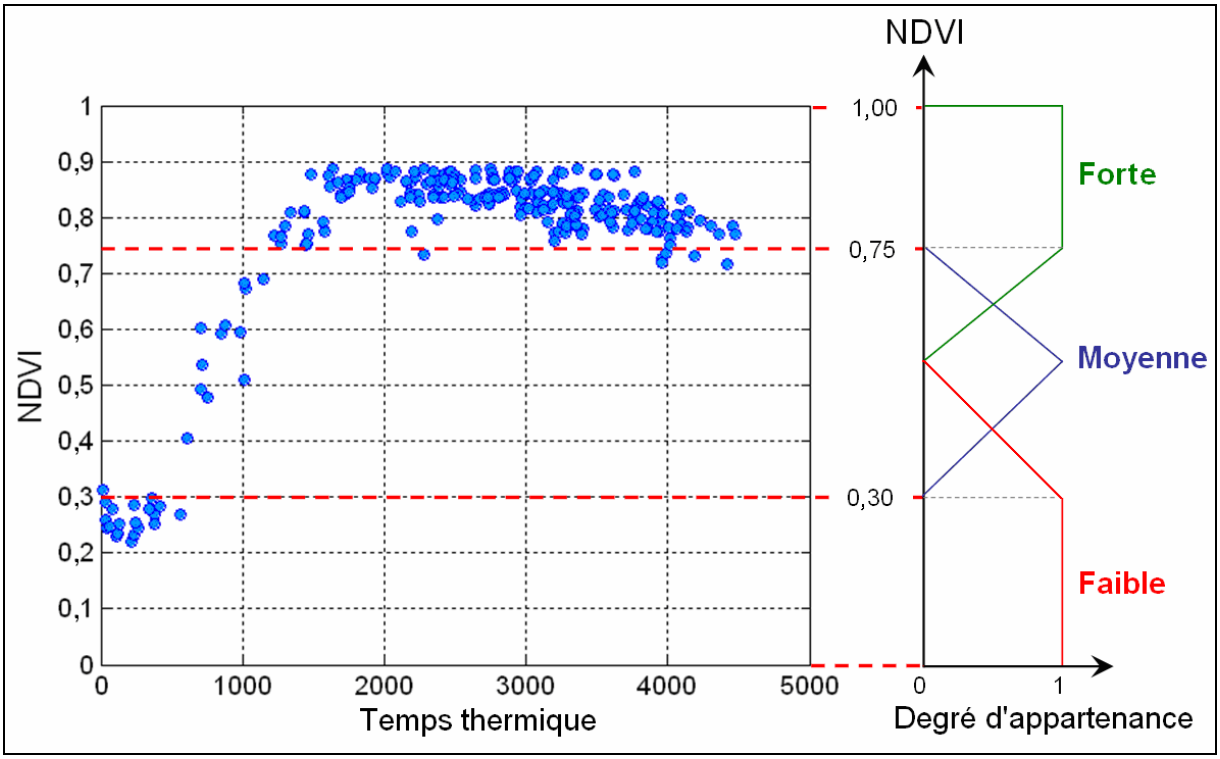


Figure 33. Ensembles flous du NDVI (*i.e.* indicateurs In1 et In2) avec des profils de NDVI de plusieurs parcelles en fonction de la somme de degrés-jour depuis la date de coupe.

Indicateur	Définition	Formule	Variable(s) impliquée(s)	Source(s)
In1	Valeurs de NDVI à l'échelle de la parcelle, calculées respectivement aux dates *t* et *t'* entre lesquelles le système doit décider si la parcelle a été coupée ou non.	$NDVI_t$	e_1	SAT
In2		$NDVI_{t'}$	e_2	SAT
In3	Valeurs de MIR à l'échelle de la parcelle, calculées respectivement aux dates *t* et *t'*.	MIR_t	e_4	SAT
In4		$MIR_{t'}$	e_5	SAT
In5	Résultat de la comparaison de la différence bi-temporelle de valeurs de NDVI calculées aux deux dates *t* et *t'* avec un seuil $\Delta NDVI_{Seuil}$.	$(NDVI_{t'} - NDVI_t)$ vs. $\Delta NDVI_{Seuil}$	e_1, e_2, e_{11}^*	SAT + EXP
In6	Résultat de la comparaison de la différence bi-temporelle de valeurs de MIR calculées aux deux dates *t* et *t'* avec un seuil ΔMIR_{Seuil}.	$(MIR_t - MIR_{t'})$ vs. ΔMIR_{Seuil}	e_4, e_5, e_{12}^*	SAT + EXP
In7	Quantité d'acquisitions *t''* précédant *t'* qui, à partir de la date de début de campagne, ont un gradient de NDVI négatif.	$Card(t'') \mid \frac{NDVI_{t'} - NDVI_{t''}}{t'-t''} < 0$	e_2, e_3, e_8, e_9	SAT
In8	Idem qu'In7, sauf que cet indicateur concerne le gradient positif.	$Card(t'') \mid \frac{NDVI_{t'} - NDVI_{t''}}{t'-t''} > 0$	e_2, e_3, e_8, e_9	SAT
In9	Quantité d'acquisitions *t''* précédant *t'* qui, à partir de la date de début de campagne, ont une valeur *Forte* de NDVI.	$Card(t'') \mid NDVI_{t''}$ est "*Fort*"	e_3, e_9	SAT
In10	localisations des dates d'acquisition *t* et *t'* par rapport aux dates d'ouverture et de fermeture des campagnes.	t vs. $[T_{FP};T_O] \cup [T_O;T_F]$	e_7, e_{13}^*, e_{14}^*, e_{16}^*	SAT + EXP
In11		t' vs. $[T_{OP};T_{FP}] \cup [T_{FP};T_O] \cup [T_O;T_F]$	e_8, e_{13}^*, e_{14}^*, e_{15}^*, e_{16}^*	SAT + EXP
In12	Résultat de la comparaison de la distance temporelle entre *t* et la dernière date de coupe *DDC* avec la longueur nominale d'un cycle de canne *LNC*.	$(t - DDC)$ vs. LNC	e_7, e_{17}, e_{17}^*	SAT + EXP
In13	Résultat de la comparaison de la distance temporelle séparant *t* et *t'* avec l'indicateur *Tn* issu du modèle de croissance. Si cette distance est supérieure à *Tn* alors la coupe de la parcelle est possible. Cet indicateur est utile lorsque *t* et *t'* sont dans la campagne de coupe.	$(t-t')$ vs. Tn	e_7, e_8, e_{11}^*	SAT + MOD
In14	Résultat de la comparaison de la différence entre *t* et la date du début de campagne courante T_O avec *Tn*. Si cette distance est supérieure à *Tn* alors la coupe de la parcelle est possible. Cet indicateur est utile lorsque *t* est dans la campagne de coupe et *t'* est avant la campagne.	$(t-T_O)$ vs. Tn	e_7, e_{13}, e_{11}^*	SAT + MOD + EXP
In15	Indicateur de présence de nuages sur l'image de la parcelle à la date d'acquisition *t*.	*Nuage* vs. *"Oui"* ou *"Non"*	e_6	SAT

Tableau 8. Définition et formulation des indicateurs utilisés dans le système d'aide à la décision. Figurent aussi les variables impliquées dans chaque définition d'une façon directe ou indirecte (*), *i.e.* dans la partition, ainsi que les sources d'informations utilisées (SAT : Série temporelle d'images satellite ; MOD : Modèle de culture ; EXP : Connaissances expertes).

Indicateur	Labels linguistiques	Description	Marge d'ambiguïté
In1	« Faible » « Moyenne » « Forte »	Label de la valeur de NDVI de parcelle calculée à la date *t*. L'intitulé de ce label est «Faible » si la valeur de NDVI est inférieure à 0,3, il est « Moyenne » si elle est entre 0,3 et 0,75, et « Forte » si elle excède 0,75.	+/- 0,125 ; +/- 0,1
In2		Idem que pour In1 mais cette fois pour la valeur de NDVI de parcelle calculée à la date *t'*.	
In3	« Faible » « Forte »	Label de la valeur de MIR de parcelle calculée à la date *t*. L'intitulé de ce label est «Faible » si la valeur de MIR est inférieure à 20, et il est « Forte » si elle excède 22,5.	+/- 1,25
In4		Idem que pour In4 mais cette fois pour la valeur de MIR de parcelle calculée à la date *t'*.	
In5	« Inférieur au seuil de ΔNDVI » « Supérieur au seuil de ΔNDVI »	Label de la différence bi-temporelle de NDVI.	+ / - 0,1
In6	« Inférieur au seuil de ΔMIR » « Supérieur au seuil de ΔMIR »	Label de la différence bi-temporelle de MIR.	+ / - 2
In7	« Pas de t" » « Pour au moins un t" » « Pour la majorité de t" » « Pour tout t" »	Label de la quantité des dates *t"* ayant un gradient de NDVI négatif.	-
In8		Label de la quantité des dates *t"* ayant un gradient de NDVI positif.	
In9		Label de la quantité des dates *t"* dont la valeur de NDVI est *Forte*.	
In10	« Entre campagnes » « Campagne actuelle »	Label de la localisation de la date d'acquisition *t* par rapport aux campagnes de coupe.	-
In11	« Entre campagnes » « Campagne actuelle » « Campagne précédente »	Label de la localisation de la date d'acquisition *t'* par rapport aux campagnes de coupe.	-
In12	« Inférieur à la longueur du cycle » « Supérieur à la longueur du cycle »	Label de la distance temporelle entre la date *t* et la dernière date de coupe.	+ / - 1 mois
In13	« Inférieur à Tn »	Label de la distance temporelle entre les dates *t* et *t'*.	+ / - 1 mois
In14	« Inférieur à Tn »	Label de la distance temporelle entre le début de campagne et la dates *t*.	+ / - 1 mois
In15	« Oui » « Non »	Label de la présence de nuages sur la parcelle.	-

Tableau 9. Intitulés et descriptions des labels linguistiques associés aux partitions des indicateurs, et marges d'ambigüité (entre les ensembles) associées aux indicateurs flous.

En ce qui concerne la contribution des trois sources dans la préparation des indicateurs, remarquons que :

- SAT intervient dans la définition de tous les indicateurs (valeurs de NDVI et de MIR, dates d'acquisitions et présence de nuages) ;

- MOD contribue dans la partition de deux indicateurs (In12 et In13) importants pour la détection de coupe lors du manque d'acquisitions ;

- EXP fournit des variables qui sont utilisées directement dans la définition de la majorité des indicateurs (les dates de début et de fin de la campagne de coupe actuelle, T_O et T_F respectivement ; les dates de début et de fin de la campagne de coupe précédente, T_{OP} et T_{FP} respectivement ; la longueur nominale d'un cycle, *LNC* ; la dernière date de coupe, *DDC*), ainsi que des informations essentielles pour la définition des partitions.

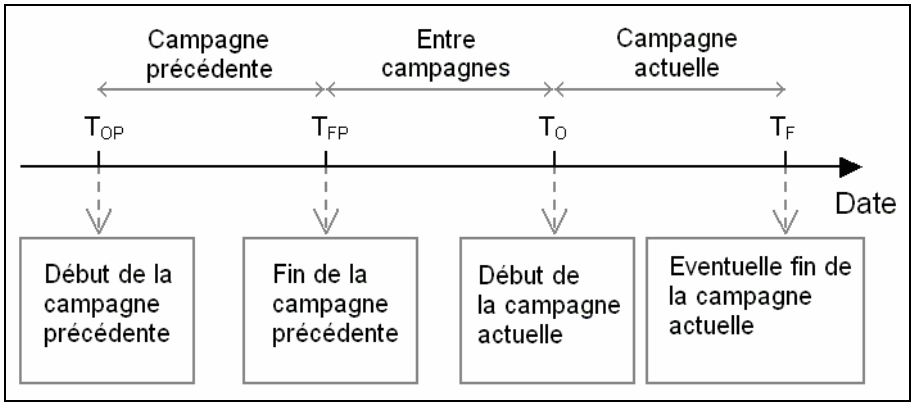


Figure 34. Intervalles temporels utilisés pour la localisation des dates d'acquisitions satellites.

4.4.2. Sortie

La variable de sortie du système devrait comporter principalement deux possibilités : « Coupe » et « Non coupe ». La première possibilité indique que la parcelle de la canne à sucre à été coupée entre les deux dates d'acquisitions satellites *t* et *t'*, et la deuxième indique qu'elle n'a pas été coupée entre ces deux dates.

Lors de la génération manuelle par expertise de la base de règles (*c.f.* Section 4.4.3.1), l'ajout de possibilités supplémentaires s'est avéré nécessaire pour donner une conclusion fiable pour tous les scénarios : il s'agit des possibilités « Je ne sais pas », « Plutôt coupe » et

« Plutôt non coupe ». Les deux dernières possibilités ont pu être remplacées par les possibilités basiques « Coupe » et « Non coupe » respectivement tout en attribuant aux règles qui les utilisent des poids p^r inférieurs à 1 (*c.f.* Section 4.3.2). La valeur de ces poids a été fixée à 0,75. En d'autres termes, l'incertitude de la conclusion de l'expert contenue dans le mot « Plutôt » a été attribuée à la règle toute entière, tout en utilisant les conclusions de bases « Coupe » et « Non coupe ». La possibilité « Je ne sais pas » a été adoptée. Ainsi, les conclusions sur le statut d'une parcelle de canne dans la version du système d'aide à la décision, employant la base de règles expertes, sont : « Coupe » (C), « Non coupe » (NC) et « Je ne sais pas » (JSP).

Dans tous les cas, la sortie du système d'aide à la décision est constituée de niveaux de possibilité des différentes conclusions : *e.g.* dans la version avec des règles expertes, la sortie est μ_C, μ_{NC} et μ_{JSP} (Figure 35).

Les niveaux de possibilités de la sortie varient entre 0 et 1. Ils peuvent être considérés comme des valeurs de confiance assignées aux différentes conclusions.

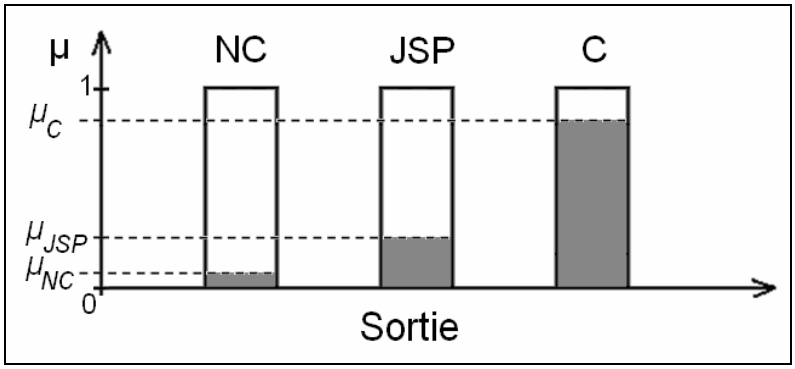


Figure 35. Sortie du système d'aide à la décision avec la base de règles expertes (NC = Non Coupe ; JSP = Je ne Sais Pas ; C = Coupe).

4.4.3. Base de règles

La base de règles du système oriente le processus d'inférence en utilisant les termes linguistiques associés aux indicateurs d'entrée et ceux associés à la variable de sortie. Cette base regroupe une collection de règles de type «Si-Alors» (équation 12).

Deux voies ont été abordées pour la construction de la base de règles. La première consiste à générer les règles manuellement en s'appuyant sur les connaissances expertes. La deuxième consiste à générer les règles automatiquement en utilisant un jeu d'apprentissage.

4.4.3.1. Génération manuelle par expertise

Nous avons défini une base de règles linguistiques en nous basant sur les connaissances expertes sur le profil temporel de NDVI d'une parcelle de canne. Les règles dans cette base, incluent des scénarios différents qui visent à couvrir « tous » les cas possibles que le système peut confronter pour décider si une coupe de parcelle a eu lieu entre les acquisitions *t* et *t'*. La génération des règles a été faite en utilisant 12 indicateurs parmi les 15 développés : les indicateurs liés au MIR (In3, In4 et In6) ont été ignorés à ce stade parce que les informations qu'ils apportent ont été considérées comme redondantes avec celles issues du NDVI.

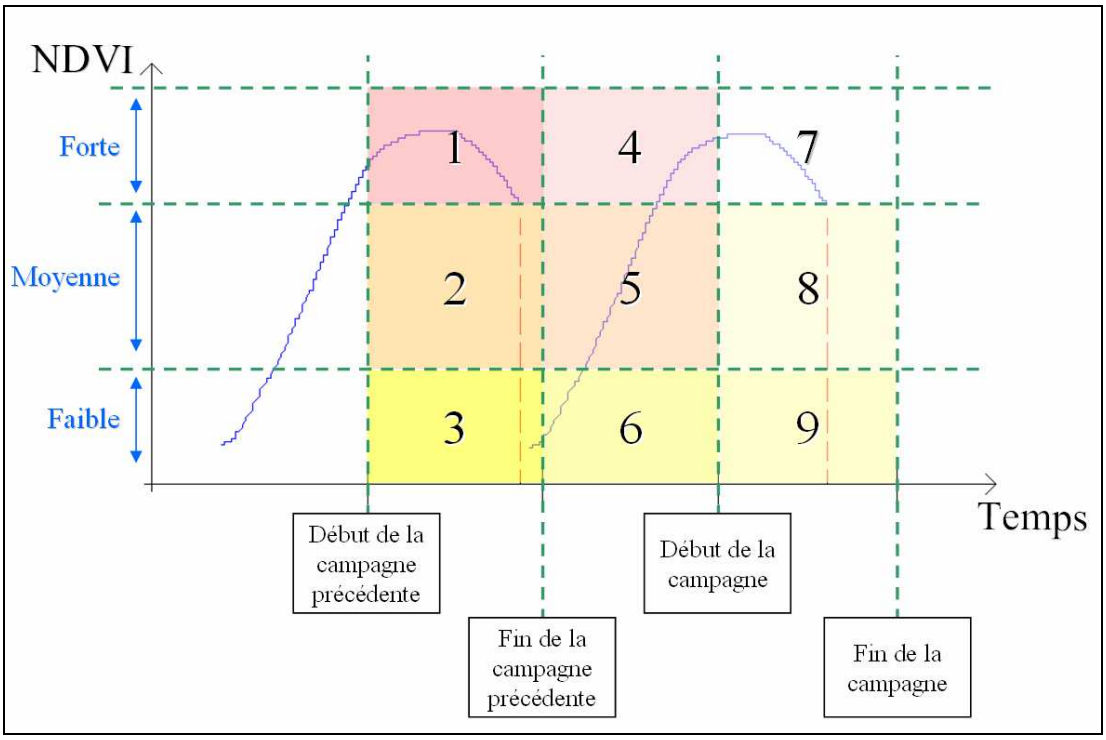


Figure 36. Sous-zones (1 à 9) de profil temporel de NDVI.

Conception des règles

Afin de créer les règles, nous avons découpé le profil temporel de NDVI en neuf zones (Figure 36) en nous basant sur les trois classes de valeur de NDVI (*Faible*, *Moyenne* et *Forte*) et sur les trois intervalles temporels correspondant à la campagne de récolte précédente, la campagne actuelle et à la période entre les campagnes. Cette décomposition a permis d'imaginer des scénarios qui prennent en compte toutes les positions possibles que le couple de points NDVI (t) et NDVI (t') peut avoir. A chaque combinaison, un ensemble de

règles a été défini en faisant appel à tout ou partie des indicateurs pour conclure sur la possibilité de coupe.

Un couple de points (NDVI (t), NDVI (t')) peut avoir 45 combinaisons possibles dans la grille définie dans la Figure 36 : 9 possibilités[22] dans l'espace (NDVI x NDVI), multiplié par 5 possibilités[23] dans l'espace (Temps x Temps). Deux règles en moyenne ont été générées pour chaque combinaison, ce qui a produit un total de 90 règles.

D'autres règles ont été définies pour gérer le cas où la parcelle à la date t est couverte par un nuage (*i.e.* masquée). Ces règles sont basées sur l'historique du NDVI, et sur les informations provenant du modèle de culture et/ou des connaissances expertes. Leurs conclusions sont incertaines, *i.e.* elles sont toujours associées au terme « Plutôt ». Le nombre de ces règles est 26 : il s'agit d'environ 2 règles en moyenne pour 15 possibilités de base (3 possibilités dans la dimension NDVI multiplié par 5 possibilités dans la dimension temporelle).

Le nombre total de règles définies par expertise est 116 : 56 règles concernent des scénarios de coupe, 37 correspondent à des scénarios de non coupe, et 23 sont liées à des situations dont les conclusions sont inconnues (*i.e.* « Je ne sais pas »).

La base de règles expertes définie dans cette thèse ne peut pas être considérée comme unique. Un autre expert aurait en effet pu concevoir les scénarios différemment et imaginé d'autres règles.

Exemples de règles

La base de règles expertes est fournie dans l'Annexe 8. Nous montrons dans le Tableau 10 quelques exemples de règles avec des illustrations indiquant les positions des points NDVI (t), NDVI (t') et dans certain cas NDVI (t"). Ci-après les explications :

- Le premier exemple, r1, considère le scénario banal dans lequel les deux points NDVI (t) et NDVI (t') sont dans la période séparant deux campagnes de récolte ; dans ce cas, on peut directement conclure que la parcelle ne peut pas être coupée entre *t* et *t'*.

[22] Chaque point NDVI(t) et NDVI(t') peut appartenir aux sous-espaces « Faible », « Moyenne » ou « Forte ».
[23] NDVI(t') peut appartenir aux trois sous-espaces temporels, et NDVI(t) à deux seulement (à partir de « Fin de campagne précédente »).

- Le deuxième exemple, r12, représente un scénario dans lequel les deux dates *t* et *t'* sont dans une campagne de récolte, et les valeurs de NDVI de la parcelle à ces deux dates sont respectivement *Moyenne* et *Forte* ; pour conclure dans une telle situation, il est important de faire appel aux indicateurs concernant l'historique du NDVI, à l'indicateur issu du modèle de culture et à celui provenant des connaissances expertes en ce qui concerne l'âge de la canne. Ainsi, si l'historique montre que la canne était dans une phase de maximum de croissance avant la date *t'*, et si le modèle dit qu'il est possible que la canne soit coupée entre *t* et *t'*, et que la connaissance experte sur l'âge de la canne le confirme, la conclusion logique sera qu'il s'agit d'une coupe.

- Les troisième et quatrième exemples, r29 et r30, concernent des situations dans lesquelles *t* est dans une campagne de récolte, *t'* dans la période entre campagnes et les valeurs de NDVI à ces deux dates sont *Forte*s. On remarque dans les illustrations correspondant à ces règles, que malgré le fait que les positions des points par rapport aux zones prédéfinies de l'espace NDVI-temps (Figure 36) sont les mêmes, l'espacement (*i.e.* la distance temporelle) des points peut engendrer des conclusions différentes. Dans le premier cas (*i.e.* r29), les deux points sont proches, ainsi, il suffit que le modèle de culture affirme qu'une coupe n'est pas possible entre *t* et *t'* pour adopter cette conclusion. Dans le deuxième cas (*i.e.* r30), les points sont plus éloignés, donc ainsi, pour conclure sur la coupe, il faut que le modèle l'affirme et que la connaissance experte sur l'âge de la canne le confirme.

- Le cinquième exemple, r68, considère la situation où *t* et *t'* sont respectivement dans une période entre campagnes et dans la campagne de récolte précédente, et les valeurs de NDVI à ces dates sont respectivement *Forte* et *Moyenne* ; pour pouvoir conclure, il faut regarder l'historique de NDVI, consulter l'avis du modèle de culture ainsi que celui de la connaissance experte sur l'âge de la canne. Si l'historique indique que la canne était dans une phase de sénescence, et le modèle dit qu'une coupe entre le début de campagne et la date *t* est possible et que l'âge de la canne le confirme, la conclusion est coupe.

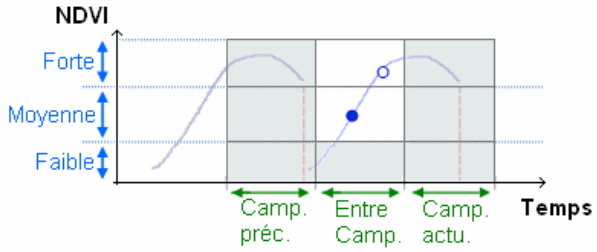
- Le sixième exemple, r88, simule une situation dans laquelle on ne peut pas conclure par coupe ou non coupe ; le point NDVI (t) est dans la période entre campagnes avec une valeur *Faible*, le point NDVI (t') est dans la campagne de récolte précédente avec une valeur *Moyenne*, si la connaissance experte sur l'âge considère que la canne n'est pas

Rapport-Gratuit.com

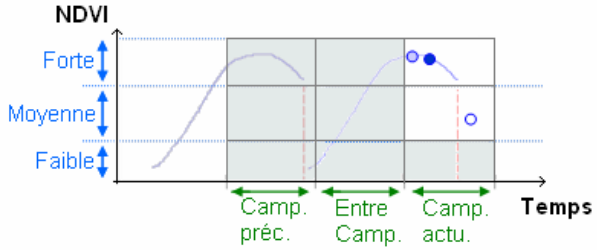
encore prête pour être coupée, on ne peut pas conclure à cause de la contradiction entre l'information images et l'information expertise.

- Le septième exemple, r113, montre une règle qui propose une conclusion malgré la présence d'un nuage à la date *t*. Dans le scénario de cette règle, nous supposons que lors d'une acquisition à la date t entre les campagnes la parcelle est couverte par un nuage, et la valeur de NDVI dans l'image d'avant, qui est acquise dans la campagne précédente, est *Moyenne*. Dans ce cas nous considérons que si l'âge de la canne jusqu'à la date t est supérieur à la longueur du cycle et s'il existe au moins une image à *t''* dans laquelle la valeur de NDVI est *Forte*, alors la parcelle est plutôt coupée entre *t* et *t'*.

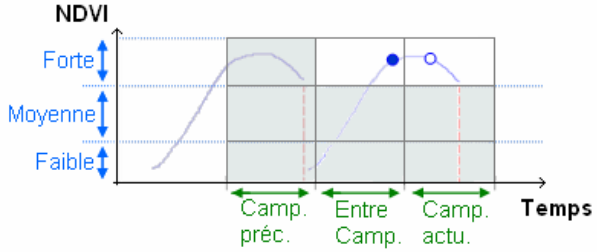
r1 : Si In10 est "Entre campagnes" et In11 est "Entre campagnes" Alors Conclusion est "Non Coupe"



r12 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Forte" et In9 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"



r29 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In14 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"



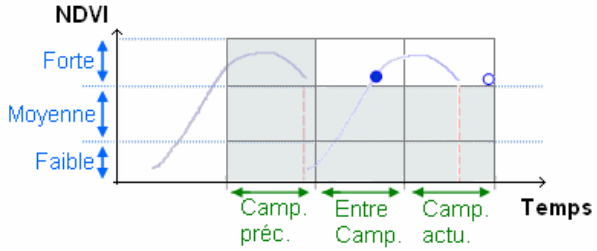
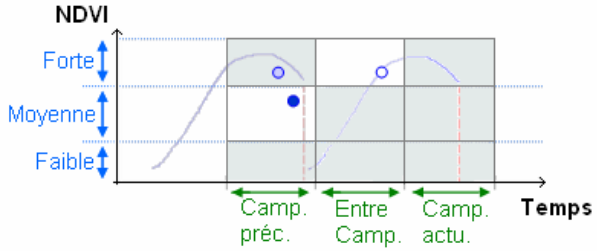
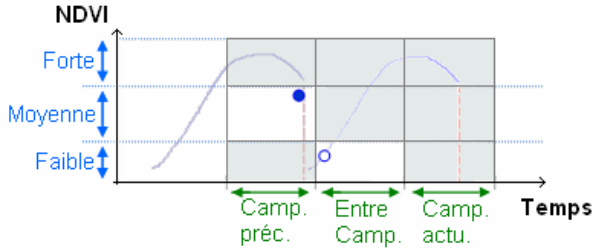
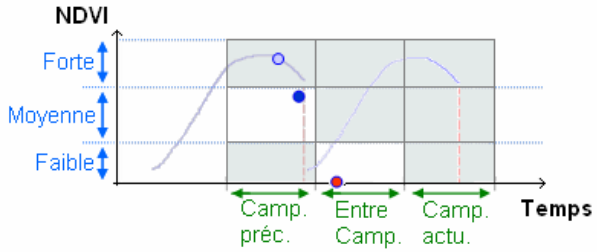
r30 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In14 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe" 
r68 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In9 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe" 
r88 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas" 
r113 : Si In2 est "Moyenne" et In7 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe" 

Tableau 10. Exemples de règles définies par expertise, avec des illustrations indiquant respectivement en blanc, bleu foncé et bleu clair les positions des points NDVI (t), NDVI (t') et NDVI (t"), et en rouge les acquisitions avec nuages.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

4.4.3.2. Génération automatique par apprentissage

La génération automatique des règles (*i.e.* induction) a été faite avec le logiciel Fispro© (Guillaume *et al.*, 2002) en tenant compte de tous les indicateurs. Cette induction est fondée sur la construction d'un arbre de décision flou en utilisant un jeu d'apprentissage.

Les arbres de décision flous sont une extension des arbres de décision classiques (Breiman *et al.*, 1984; Quinlan, 1986). Ils sont composés d'une racine, qui est le sommet ou point de départ de l'arbre, et de nœuds. Les nœuds terminaux sont appelés feuilles de l'arbre. Chaque nœud correspond à un test sur un indicateur d'entrée (variable explicative). Ces éléments sont déterminés de façon à avoir une homogénéité maximale des exemples appartenant au nœud, par rapport à la variable à expliquer (variable de sortie). La mesure d'hétérogénéité est l'entropie dans les nœuds que l'algorithme cherche à minimiser. Les chemins allant de la racine aux feuilles peuvent être interprétés de façon naturelle comme des règles de décision floues (Figure 37). Les arbres de décision flous proposés dans Fispro sont basés sur une implémentation floue de l'algorithme ID3 (Ichihashi *et al.*, 1996). Le partitionnement de chaque indicateur d'entrée doit être réalisé avant de lancer l'algorithme. Nous avons utilisé les mêmes partitions que précédemment (Section 4.4.1).

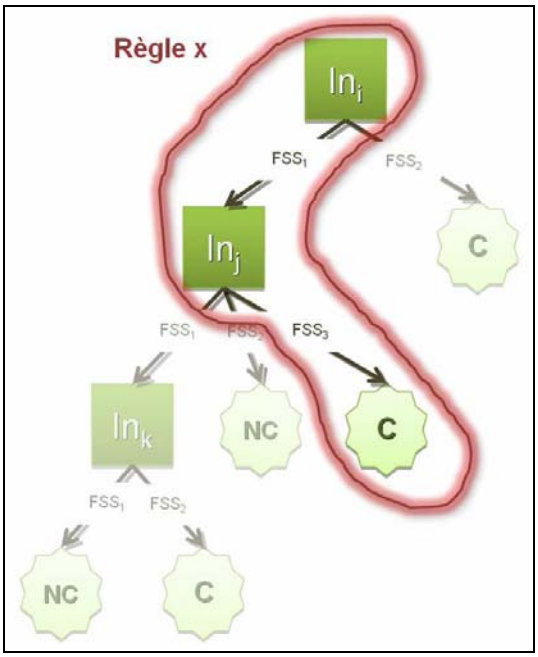


Figure 37. Schéma général d'un arbre de décision flou. Les nœuds In_i, …, In_k sont des sous-ensembles de valeurs d'indicateurs, les FSS sont les sous-ensembles flous utilisés dans la partition de chaque indicateur, et C (coupe) et NC (Non Coupe) sont les possibilités de la sortie. Chaque chemin entre la racine et une feuille constitue une règle de décision (*e.g.* Règle x : Si In_i est FSS_1 et In_j est FSS_3 Alors C).

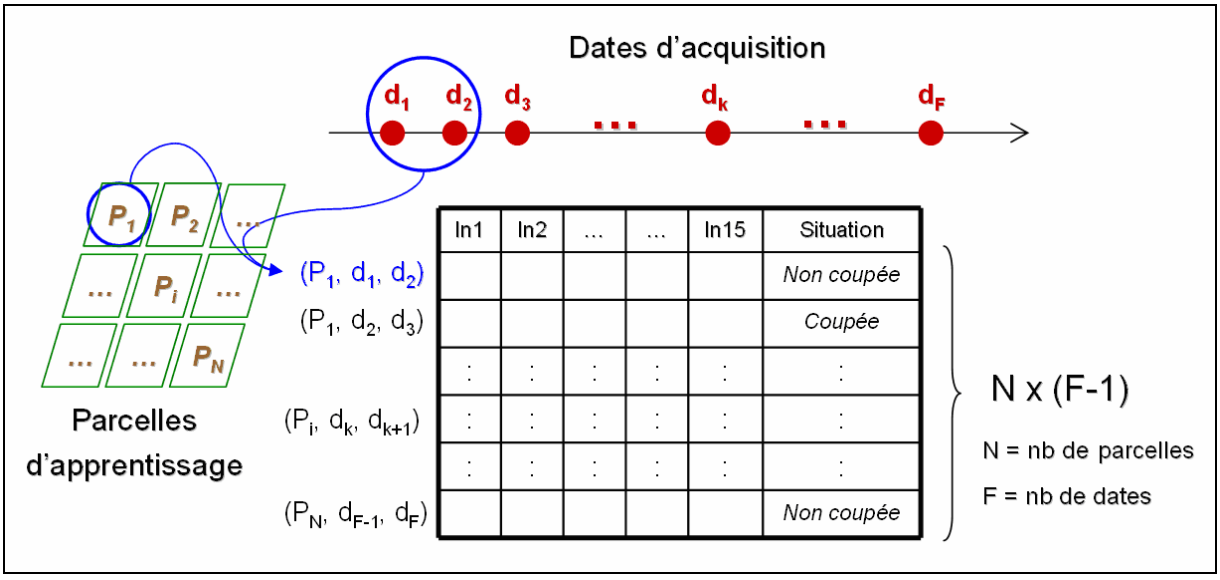


Figure 38. Illustration du processus de construction de jeu d'apprentissage pour la génération automatique des règles.

En ce qui concerne le jeu d'apprentissage, il s'agit d'un tableau de données qui contient pour une série d'images donnée, les valeurs des indicateurs calculés pour un certain nombre de parcelles, dites d'apprentissage, pour chaque couple de dates d'acquisition (Figure 38) ; ce tableau contient également la situation de la parcelle (« coupée » ou « non coupée ») entre les deux dates d'acquisition en question. La situation de la parcelle peut être issue d'une base de vérité terrain, ou bien définie par photo-interprétation.

Malgré le fait qu'elles soient générées automatiquement, les règles induites avec les arbres de décision flous sont interprétables. Elles sont de la même forme et définies avec les mêmes partitions que les règles expertes. La Figure 39 montre un exemple d'une règle induite par Fispro© ; cette règle peut être interprétée facilement grâce aux labels linguistiques associés aux indicateurs d'entrée et à la variable de sortie. En interprétant chaque règle induite on peut comprendre les scénarios auxquels elles sont liées, et évaluer ainsi leur aspect générique.

Si In1 est « Faible »
AND In2 est « Fort »
AND In5 est « Supérieur au seuil ΔNDVI »
AND In9 est « Pour tout t" »
AND In11 est « Campagne actuelle »
AND In13 est « Supérieur à Tn »
ALORS « Coupe »

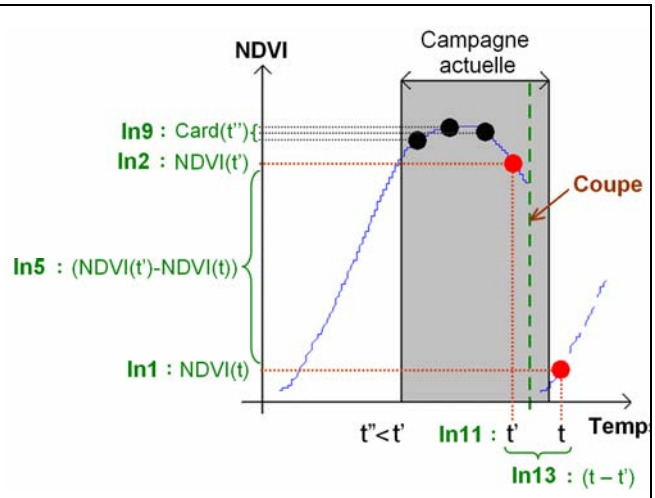


Figure 39. Exemple d'une règle induite par apprentissage et illustration du scénario correspondant.

4.4.4. Moteur d'inférence

Comme indiqué dans la section 4.3.2, un jeu de données en entrée est susceptible d'activer plusieurs règles, et ce grâce au recouvrement des ensembles flous dans les partitions des indicateurs. Le degré d'activation α^r d'une règle r est calculé en combinant les degrés d'appartenance de la prémisse de la règle d'une manière conjonctive :

$$\alpha^r = \mu_{A_1^r}(x_1) \wedge \mu_{A_2^r}(x_2) \wedge \ldots \wedge \mu_{A_p^r}(x_p) \qquad (14)$$

avec $\mu_{A_j^r}(x_j)$ est le degré d'appartenance de la valeur x_j de l'indicateur In_j à l'ensemble flou A_j^r, et $\wedge$ un opérateur conjonctif. Les opérateurs conjonctifs les plus utilisés dans la logique floue sont le *minimum* (min) et le *produit*.

Le poids w^r attribué à la conclusion C^r d'une règle active r est calculé en prenant le minimum entre le poids p^r associée à cette règle (*c.f.* Section 4.3.2) et son degré d'activation α^r :

$$w^r(C^r) = \min(\alpha^r, p^r) \qquad (15)$$

L'agrégation des poids associés aux conclusions de toutes les règles actives pour les m conclusions distinctes du système est faite d'une manière disjonctive :

$$\begin{cases} \forall j = 1, \ldots, m \\ \mu_j = \left\{ \vee \left[w_r^r \left(C^r \right) \right] \;\middle|\; C^r = j \right\} \end{cases} \tag{16}$$

avec $\vee$ est un opérateur disjonctif comme le *maximum* (max) ou la *somme bornée*[24].

La technique d'inférence utilisée dans notre système est basée sur la méthode de Mamdani (Mamdani and Assilian, 1975). Ainsi, l'opérateur de conjonction employé pour calculer le degré d'activation de chaque règle est le *minimum*, et celui utilisé pour faire la disjonction des poids des conclusions est le *maximum*.

La sortie de l'inférence est le niveau de possibilité μ_j garantie par la base des règles et affecté à chaque conclusion possible j. Le processus d'inférence selon la méthode de Mamdani est illustré sur un exemple simple dans la Figure 40.

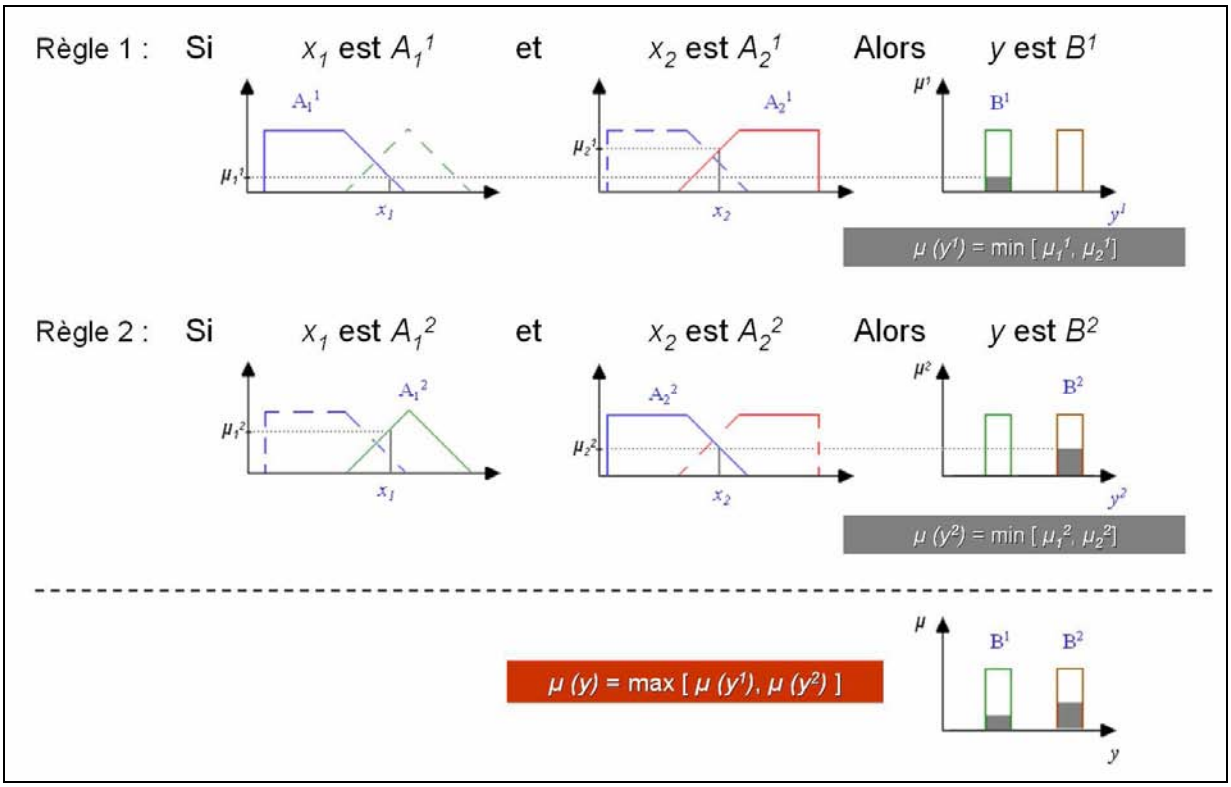


Figure 40. Illustration de la méthode d'inférence de Mamdani sur un exemple avec deux règles seulement et deux indicateurs d'entrée dont les valeurs sont respectivement x_1 et x_2.

[24] $\max\left(1, \sum w^r \left(C^r \right)\right)$.

4.5. Prise de décision

En utilisant la sortie du système, *i.e.* les différents niveaux des possibilités, l'utilisateur a le choix entre plusieurs méthodes de décision. Ce choix doit être guidé par l'application qui est en jeu.

4.5.1. Système à base de règles expertes

Avec la première version du système (à base de règles expertes), une première méthode de décision peut consister à choisir la possibilité qui a le niveau le plus élevé (équation 17) ; dans ce cas l'utilisateur est considéré comme étant « prudent » car il préfère prendre la décision la plus possible même s'il s'agit d'une « Je ne sais pas » (JSP).

$$Decision = \arg\max(\mu_C, \mu_{NC}, \mu_{JSP}) \tag{17}$$

L'utilisateur peut aussi être « exigeant » et définir une méthode de décision qui garantit un certain seuil de confiance μ_{conf} (équation 18). Selon cette méthode, pour décider si une parcelle a été coupée ou non, il faut tout d'abord que μ_C ou μ_{NC} soit supérieur à μ_{JSP}, *i.e.* qu'il y ait plus d'évidence pour soutenir une décision de coupe ou de non coupe que pour marquer le statut de la parcelle comme inconnu. Il faut en plus que μ_C ou μ_{NC} soit supérieur au seuil μ_{conf} choisi.

$$Decision = \begin{cases} \arg\max(\mu_C, \mu_{NC}) & si\left(\max(\mu_C, \mu_{NC}) \geq \max(\mu_{JSP}, \mu_{conf})\right) \\ JSP & ailleurs \end{cases} \tag{18}$$

Dans le cas où l'utilisateur est « pragmatique » et qu'il ne souhaite pas obtenir une carte de coupes avec des parcelles dont le statut est « Je ne sais pas », il peut tout simplement ignorer la possibilité « Je ne sais pas » et choisir entre « Coupe » et « Non coupe » celle qui a le maximum de niveau de possibilité (équation 19).

$$Decision = \arg\max(\mu_C, \mu_{NC}) \tag{19}$$

La méthode de décision que nous utiliserons dans les applications de cette version dans le chapitre suivant sera basée sur le cas de l'utilisateur « exigeant » (équation 18). Nous considérons le cas où il faut produire des cartes de coupe avec un seuil de confiance garanti. Cette méthode autorise des décisions de type « Je ne sais pas ».

Continuité temporelle

Les décisions prises par le système peuvent servir, selon le souhait de l'utilisateur[25], à actualiser la dernière date de coupe (DDC) de la parcelle pour les prochaines décisions ; cette mise à jour va concerner l'indicateur In12 lié à l'âge de la canne dans la parcelle et à la longueur nominale du cycle (Tableau 8).

Lorsqu'une décision « Je ne sais » est prise, deux cas, selon la vérité terrain, sont possibles :

- La parcelle n'est pas coupée entre *t* et *t'* : dans ce cas la seule erreur commise par le système est une omission de la détection d'une « Non coupe ». Cette omission n'aura aucun impact sur la suite.

- La parcelle est coupée entre *t* et *t'* : dans ce cas le système (i) omet la détection de la « Coupe », (ii) commettra une fausse détection de « Coupe » dans les images qui suivent parce que l'information sur la DDC n'est pas mise à jour, ce qui favorise la détection de coupe, et (iii) une fois que la fausse détection de coupe est faite, la mise à jour de la DDC sera biaisée, mais ceci ne doit normalement pas trop impacter les prochaines décisions. En effet, grâce à la partition floue concernant la longueur du cycle, le système dispose d'une certaine flexibilité (on n'est pas à 1 mois près). D'autre part, vu que les règles tiennent compte de la variabilité spatio-temporelles des parcelles (on sait que la date de coupe peut avoir lieu à n'importe quel moment pendant les 6 mois que dure la récolte) le système va favoriser les bonnes possibilités (peut être avec un niveau moins important que dans le cas normal) en se basant sur les autres indicateurs qui eux ne sont pas biaisés.

Nous signalons qu'à tout moment, l'utilisateur peut intervenir pour mettre à jour la DDC ou n'importe quelles variables liées aux connaissances expertes (Tableau 7).

[25] L'utilisateur a également la possibilité de fournir au système la dernière date de coupe réelle. Dans ce cas, cette information fait partie des connaissances expertes qui alimentent le système.

4.5.2. Système à base de règles induites

La sortie de la deuxième version du système ne contient que deux possibilités « Coupe » (C) ou « Non coupe » (NC). La seule approche décisionnelle logique dans ce cas consiste à choisir la possibilité qui a le degré d'appartenance le plus élevé (équation 19).

4.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un système d'aide à la décision pour la détection automatique de coupe de canne à sucre à La Réunion. Ce système traite les informations issues des séries temporelles d'images satellite en intégrant les sorties d'un modèle de croissance de canne à sucre et des connaissances expertes.

La façon dont nous utilisons le modèle de culture et les connaissances expertes représente une innovation dans le domaine du traitement de l'imagerie multi-temporelle. En effet, le rôle de ces sources exogènes consiste à aider le suivi des coupes à partir des images satellite (1) en compensant le manque de données, (2) en imposant des contraintes temporelles et « environnementales », et (3) en automatisant le raisonnement expert humain.

Le formalisme que nous avons choisi pour combiner les informations multi-sources est basé sur la logique floue. Ce formalisme a permis au système de manipuler des données imprécises, incertaines et de natures hétérogènes. En outre, grâce aux ensembles flous, la modélisation des concepts linguistiques a été rendue possible ; cela a permis de construire des règles de décision interprétables, faciles à comprendre. Concernant ce dernier point, deux méthodes de construction de base de règles ont été proposées. La première repose sur les connaissances expertes, et la deuxième sur un apprentissage.

Contrairement au large éventail de méthodes de détection de changement qui ont été proposées jusqu'à présent pour l'analyse des séries temporelles (*c.f.* Chapitre 1), notre système répond à la question de dépendances temporelles entre les images satellites. Ces dépendances sont prises en compte par l'intégration des indicateurs sur la dynamique des profils temporels issus des images, et des contraintes temporelles imposées par le modèle de culture et les connaissances expertes. Elles sont plus concrètement considérées dans les règles expertes de décision.

Concernant son utilisation, notre système peut assurer le suivi des coupes dans un cadre opérationnel. A chaque nouvelle acquisition satellite, il permet d'identifier les parcelles qui ont été coupées entre cette image et la dernière image dégagée (sans nuage) dans la série. La flexibilité du système, autorisée par la gradualité des indicateurs et sa méthode d'inférence, permet d'assurer une continuité temporelle et de limiter la propagation des erreurs.

De point de vue technique, les logiciels utilisés pour développer le système sont :

Rapport-Gratuit.com

- ERDAS Imagine© pour l'extraction des profils temporels de réflectances et de NDVI à partir des séries temporelles d'images ;

- Matlab© pour l'extraction de l'information à partir du modèle de culture, le calcul des indicateurs, et la conception de l'ensemble du système à base de règles expertes, notamment avec la boite à outil « Fuzzy Logic » ;

- Fispro© pour la conception du système à base de règles induites par apprentissage.

Le chapitre suivant est consacré à l'évaluation des performances du système sur les sites d'études à La Réunion. Les deux versions, *i.e.* celle à base de règles expertes et celle à base de règles induites par apprentissage, sont appliquées sur différentes séries temporelles et sont comparées entre elles.

Chapitre 5 :

Système : résultats et discussion

Sommaire

5.1. Introduction 122

5.2. Système à base de règles expertes 123

5.2.1. Performances 123
5.2.1.1. Analyse des matrices de confusion 125
5.2.1.2. Stabilité des décisions 128
5.2.1.3. Validité pluriannuelle 129

5.2.2. Analyse des erreurs 130

5.2.3. Contribution des ensembles flous 131

5.2.4. Analyse de la robustesse par rapport au nombre d'images disponibles 132

5.3. Système à base de règles induites par apprentissage 135

5.3.1. Performances 135

5.3.2. Analyse de la robustesse par rapport au nombre d'images disponibles 139

5.3.3. Impact des partitions 140

5.3.4. Contribution des différentes sources d'informations 142

5.3.5. Validation pluriannuelle 147

5.4. Comparaison 148

5.5. Conclusion 151

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

5.1. Introduction

Dans ce chapitre nous évaluons et comparons les deux versions du système d'aide à la décision développées pour la détection automatique des coupes de canne à sucre. Nous rappelons que la première version est caractérisée par une base de règles expertes, quant à la deuxième, elle comporte une base de règles induites automatiquement par apprentissage. Pour chacune des deux versions, nous réalisons une analyse de performances sur plusieurs sites d'études à La Réunion en utilisant différentes séries temporelles d'images SPOT.

Afin d'évaluer la robustesse de chaque version, nous effectuons des analyses de sensibilité du système par rapport au manque d'images satellite dans les séries temporelles. Cette évaluation nous permettra de conclure sur le caractère opérationnel de chacune des deux versions en termes de nombre d'images par an nécessaire pour assurer des bonnes performances globales. La validité pluriannuelle des deux versions sera aussi analysée.

Nous nous intéressons également à l'étude de la contribution des ensembles flous dans les performances globales, et à l'impact du changement de configuration des partitions d'indicateurs d'entrée (avec la deuxième version).

La version avec génération automatique des règles sera utilisée pour étudier la contribution des trois sources d'informations (série temporelle, modèle de culture et connaissances expertes) dans les performances du système. Cette étude serait laborieuse à mettre en place avec la première version étant donné la difficulté de définir une nouvelle base de règles expertes à chaque fois que les paramètres d'entrée changent.

Pour finir, une comparaison entre les caractéristiques des deux versions est effectuée.

Les résultats présentés dans ce chapitre ont fait l'objet :

- d'un article *"Integrating SPOT-5 time series, crop growth modeling, and expert knowledge for monitoring agricultural practices - The case of sugarcane harvest on Reunion Island"* (El Hajj *et al.*, 2008b) accepté dans la revue *Remote Sensing of Environment* (Facteur d'impact = 3,013 ; 2007) ;
- d'un article *" Multi-source information fusion for crop monitoring"* qui sera soumis à la revue *Agriculture Ecosystems & Environment* (Facteur d'impact = 2,308 ; 2007) ;
- de 3 communications dans les colloques internationaux : MultiTemp-2007 (El Hajj *et al.*, 2007a) avec un poster, Fusion-2008 (El Hajj *et al.*, 2008a) avec une présentation orale et LFA (El Hajj *et al.*, 2008d) avec une présentation orale.

Ces publications sont fournies dans l'Annexe P.2.

5.2. Système à base de règles expertes

La première version du système, comportant une base de règles expertes, a été évaluée sur les exploitations de M. Barau (Nord), M. Caruel (Nord) et M. Isautier (Sud) (*c.f.* Section 2.3.2.1), en utilisant quatre séries temporelles d'images acquises en 2003, 2004, 2006 et 2007. La Figure 41 illustre les dates d'acquisitions dans chaque série temporelle, ainsi que les sites d'étude sur lesquels le système a été appliqué. Le choix des combinaisons site d'étude - série temporelle a été guidé par la disponibilité des données de terrain.

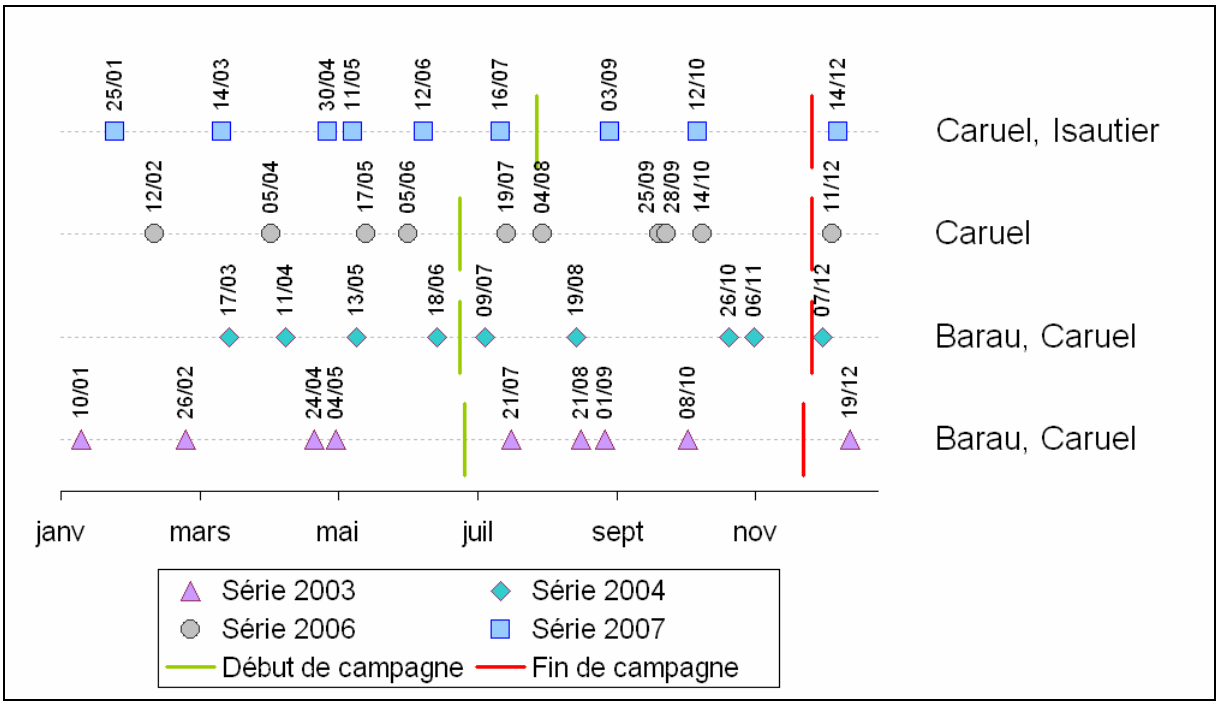


Figure 41. Séries temporelles utilisées pour évaluer le système à base de règles expertes sur les sites d'étude, et dates de début et de fin des campagnes de récolte.

5.2.1. Performances

L'évaluation du système en utilisant les différentes séries temporelles d'images a été réalisée avec le seul historique de l'année en cours ; *e.g.* pour détecter les coupes de l'exploitation de M. Caruel en 2004, seules les images dans la série de 2004 ont été utilisées. Pour chaque combinaison illustrée dans la Figure 41, le système à base de règles expertes a été appliqué, et ses sorties ont été utilisées pour prendre une décision sur la coupe de chaque parcelle entre chaque couple d'images satellite consécutives. La méthode de décision utilisée est celle d'un utilisateur « exigeant » (*c.f.* Chapitre 4, Section 4.5.1). Elle autorise trois conclusions « Coupe », « Non coupe » et « Je ne sais pas », en tenant compte d'un seuil de

confiance μ_{conf} défini par l'utilisateur (ce seuil permet de garantir une certaine valeur de confiance aux décisions). Les décisions obtenues avec différentes valeurs de μ_{conf} ont ensuite été comparées aux données de vérité terrain, et des matrices de confusion ont été calculées (Congalton, 1991). Une matrice de confusion permet d'évaluer :

- La précision globale du système, *i.e.* le pourcentage du nombre de décisions correctes par rapport au nombre total de décisions prises par le système.

- La précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe ». La précision du producteur pour une classe donnée est le pourcentage de décisions correctes correspondant à cette classe par rapport à l'effectif de cette classe dans la vérité terrain.

- La précision de l'utilisateur pour les classes « Coupe » et « Non coupe ». La précision de l'utilisateur pour une classe donnée est le pourcentage de décisions correctes correspondant à cette classe par rapport à l'effectif de cette classe dans les décisions du système.

- Les taux d'erreurs d'omission pour les classes « Coupe » et « Non coupe ». L'erreur d'omission pour une classe donnée est le pourcentage de parcelles appartenant dans la vérité terrain à cette classe et qui ont été affectés par le système à d'autres classes. Par exemple, une erreur de « Coupe » est omise lorsque la vérité terrain d'une parcelle est « Coupe » et le système décide « Non Coupe » ou « Je ne sais pas ».

- Les taux d'erreurs de commission pour les classes « Coupe » et « Non coupe ». L'erreur de commission pour une classe donnée est le pourcentage de parcelles affectées par le système à cette classe qui appartiennent dans la vérité terrain à d'autres classes. Par exemple, une erreur de « Coupe » est commise lorsque le système décide « Coupe » et la vérité terrain est « Non Coupe ».

- Le pourcentage de décisions dont le label est « Je ne sais pas » par rapport au nombre total de décisions.

Pour ne pas alourdir la lecture de ce chapitre, nous analysons en détail uniquement les résultats obtenus pour les exploitations de M. Barau et Caruel (74 parcelles) en 2003 et 2004. Les performances du système obtenues pour les autres combinaisons site d'étude – série temporelle sont recensées dans l'Annexe 9 et synthétisées dans la section 5.2.1.3.

5.2.1.1. Analyse des matrices de confusion

Deux séries temporelles d'images SPOT acquises en 2003 et 2004 (Figure 41), comprenant chacune 9 images, ont été utilisées pour détecter automatiquement les coupes dans les exploitations de M. Barau et M. Caruel. Nous nous sommes mis dans un contexte opérationnel : en partant du début de chaque série (*i.e.* premier couple d'images après la fin de la dernière campagne), à chaque nouvelle acquisition d'image des décisions sont prises pour les parcelles dégagées sur les sites d'étude. Au total 1001 décisions ont été prises[26]. Nous illustrons dans l'Annexe 10 un exemple de cartographie dynamique réalisée pour les exploitations de M. Barau et M. Caruel en 2004.

En calculant des matrices de confusions, nous avons évalué les précisions globales (PG) du système pour des valeurs de μ_{conf} allant de 0 à 1 avec un pas de 0,1. Nous avons également calculé les précisions du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » (respectivement PP Coupe et PP Non coupe) et les pourcentages des décisions « Je ne sais pas » (JSP).

Le Tableau 11 montre la matrice de confusion calculée pour μ_{conf} égal à zéro. Les colonnes du tableau correspondent aux décisions du système (« Coupe », « Non coupe » ou « Je ne sais pas ») prises pour toutes les parcelles entre chaque couple d'images dégagées et consécutives, et les lignes correspondent à la vérité terrain (« Coupe » ou « Non coupe ») issues de la base de données des agriculteurs. Les matrices de confusion calculées pour les différentes valeurs de μ_{conf} (entre 0 et 1 avec un pas de 0,1) sont recensées dans l'Annexe 11.

Nous récapitulons dans la Figure 42 les évolutions de PG, JSP, PP Coupe et PP Non coupe en fonction de μ_{conf}. On remarque que ces évolutions sont monotones ; elles sont décroissantes pour PG, PP Coupe et PP Non Coupe, et croissante pour JSP. On observe deux plages de quasi-stabilité ; la première pour $0 \leq \mu_{conf} \leq 0,6$ et la deuxième pour $0,7 \leq \mu_{conf} \leq 0,9$. Cette quasi-stabilité est due à l'utilisation des ensembles flous dans les partitions des indicateurs d'entrée.

Les performances du système sont très satisfaisantes pour $0 \leq \mu_{conf} \leq 0,6$ avec PG entre 98,30% et 98,80%, PP Coupe entre 93,75% et 96,06%, PP Non coupe entre 98,97% et 99,08%, et JSP entre 0,80% et 1,20%. Ces performances diminuent pour $0,7 \leq \mu_{conf} \leq 0,9$,

[26] Le nombre de décisions dans le cas où toutes les images sont sans nuages est égal à 1184 (74 parcelles x 8 couples de dates x 2 années).

avec une chute moyenne de 7,31% pour la PG, 3,57% pour la PP Coupe, 7,84% pour la PP Non coupe, et une augmentation moyenne de 7,36% pour le JSP. Cette chute dans les performances est due au fait que 5,26% de décisions « Coupe » et « Non Coupe » ont des valeurs de confiance entre 0,6 et 0,7, ainsi pour un μ_{conf} de 0,7 ces décisions passent à « Je ne sais pas ». Pour une valeur de μ_{conf} de 1, la PG, la PP Coupe, la PP Non coupe et le JSP sont 75,75%, 89,06%, 73,80% et 23,95% respectivement.

		Décisions					
		Coupe ($\mu_C > 0$)	*Non Coupe ($\mu_{NC} > 0$)*	*Je ne sais pas*	Total ligne	Précision du producteur (%)	Erreur d'omission (%)
Vérité terrain	Coupe	123	2	3	128	96,09	3,91
	Non Coupe	2	866	5	873	99,20	0,80
	Total colonne	125	868	8		Précision globale	Pourcentage de "Je ne sais pas"
	Précision de l'utilisateur (%)	98,40	99,77			**98,80 %**	**0,80 %**
	Erreur de commission (%)	1,60	0,23				

Tableau 11. Matrice de confusion obtenue en comparant les décisions prises à l'aide du système à base de règles expertes (pour μ_{conf} égal à 0) avec la vérité terrain sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel en 2002 et 2003.

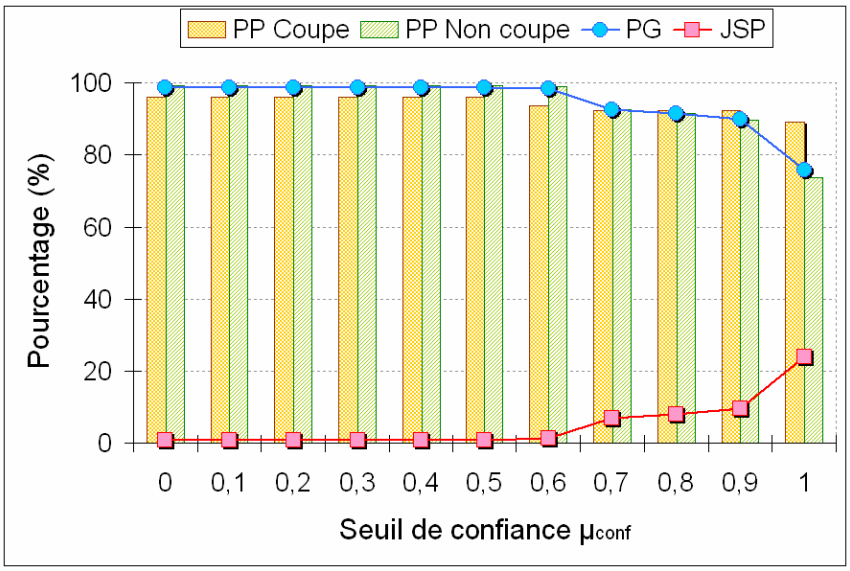


Figure 42. Performances du système à base de règles expertes obtenues pour les parcelles de M. Barau et M. Caruel en 2003 et 2004 avec différents seuils de confiance μ_{conf}.. (PP Coupe et PP Non coupe : précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » respectivement ; PG : précision globale ; JSP : décisions « Je ne sais pas »).

Dans la Figure 43**,** nous illustrons les évolutions des taux d'erreurs de commission et d'omission pour les classes « Coupe » et « Non Coupe » en fonction de μ_{conf}. Les erreurs de commissions sont quasi-constantes et faibles pour les deux classes avec une moyenne de 2,36% pour « Coupe » et 0,19% pour « Non Coupe ». Quant aux erreurs d'omission, elles sont stables jusqu'à μ_{conf} égal à 0,5 pour la classe « Coupe » avec une moyenne de 3,91%, et elles augmentent progressivement pour atteindre 10,94% pour μ_{conf} égal à 1; pour la classe « Non Coupe », elles sont constantes avec une moyenne de 0,92% pour μ_{conf} entre 0 et 0,6, et augmentent d'environ 7,86% entre 0,6 et 0,9 et d'environ 16% entre 0,9 et 1. L'augmentation des erreurs d'omission est due principalement au passage des décisions « Coupe » ou « Non Coupe » en décisions « Je ne sais pas ». Une discussion sur les origines de ces erreurs est présentée dans la section 5.2.2.

D'après ce qui précède, nous pouvons remarquer que plus le décideur (*i.e.* l'utilisateur) se fonde sur le système en acceptant des décisions « Coupe » et « Non Coupe » avec moins d'exigence de confiance, plus les performances globales sont meilleures. Ceci est dû au fait que la base de règles expertes utilisée pour faire l'inférence est performante et qu'elle a pratiquement couvert toutes les situations que le système a rencontré ; *i.e.* même les conclusions qui sont associées à un niveau de confiance non élevé ont été correctes. Une autre raison principale est que les partitions floues, construites en se basant sur les connaissances expertes, ont du sens. Ce dernier point sera évoqué plus en détail dans les sections 5.2.3 et 5.3.3.

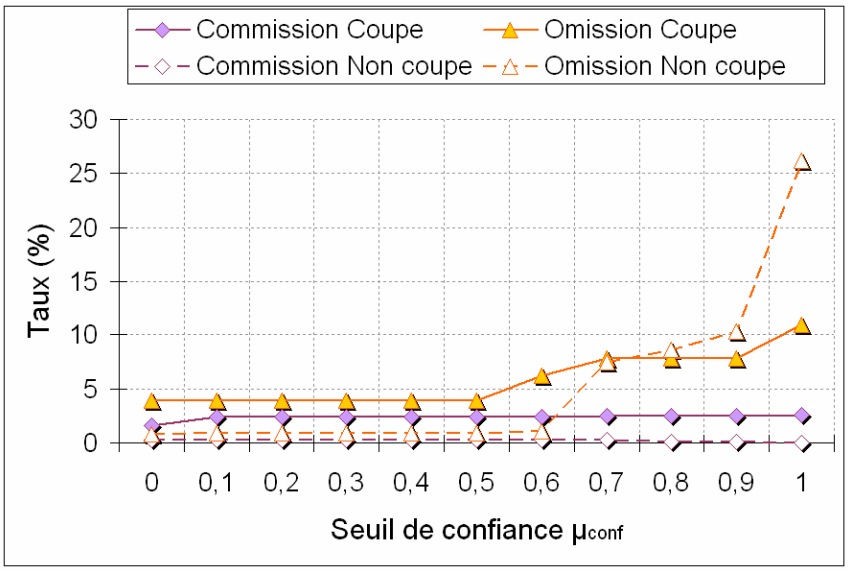


Figure 43. Taux d'erreurs de commission et d'omission des classes « Coupe » et « Non Coupe » obtenues pour les parcelles de M. Barau et M. Caruel en 2003 et 2004 avec différents seuil de confiance μ_{conf}.

5.2.1.2. Stabilité des décisions

Etant donnée la présence de la possibilité « Je ne sais pas » parmi les conclusions des règles du système, nous sommes amenés à étudier la stabilité des décisions « Coupe » et « Non Coupe » prises en utilisant les sorties μ_C, μ_{NC} et μ_{JSP} du système. En d'autres termes, il faut s'assurer que les degrés d'appartenance μ_C et μ_{NC} des décisions « Coupe » et « Non Coupe » soient significativement supérieurs au degré d'appartenance μ_{JSP} de la possibilité « Je ne sais pas ». La stabilité de ces décisions a donc été calculée par la formule suivante :

$$\forall x = \arg\max(\mu_C, \mu_{NC}) \qquad Stabilité(x) = \mu_x - \mu_{JSP} \tag{20}$$

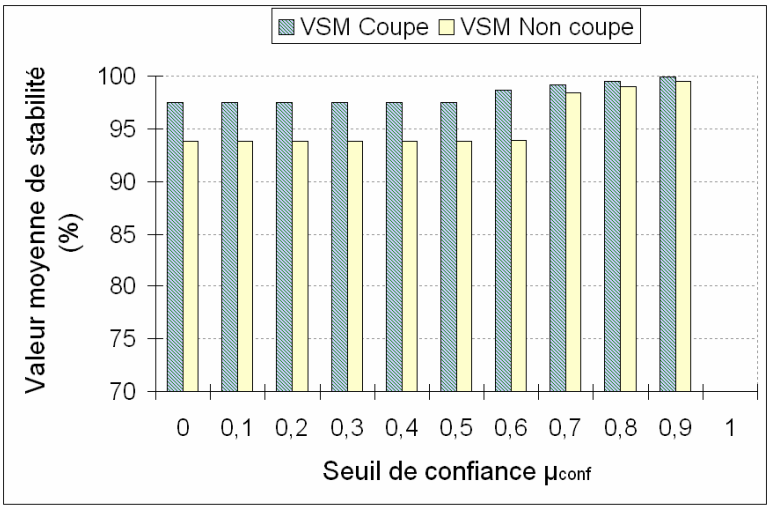


Figure 44. Valeurs moyennes de stabilité des décisions « Coupe » et « Non Coupe » obtenues lors de l'application du système à base de règles expertes sur les parcelles de M. Barau et M. Caruel en 2003 et 2004.

La Figure 44 montre les valeurs de stabilité moyenne (à chaque niveau de μ_{conf}) calculées pour toutes les décisions « Coupe » et « Non Coupe » obtenues lors de l'application du système sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel en utilisant les séries temporelles de 2003 et 2004. Il est à signaler qu'une valeur de stabilité moyenne (VSM) pour une classe de décision donnée représente tout simplement la moyenne (en %) des valeurs de stabilités obtenues pour cette classe :

$$VSM_{Coupe} = \frac{100}{TDC} \sum_{i=1}^{TDC} Stabilité(C_i) \tag{21}$$

$$VSM_{Non\ coupe} = \frac{100}{TDNC} \sum_{i=1}^{TDNC} Stabilité(NC_i) \tag{22}$$

où *TDC* est le nombre total des décisions « Coupe » et *TDNC* est le nombre total des décisions « Non Coupe ».

En observant la Figure 44, on remarque que les VSM des décisions « Coupe » et « Non Coupe » diminuent légèrement avec μ_{conf} ; cependant, même les valeurs les plus faibles obtenues (97,52% et 93,84% pour VSM_{Coupe} et $VSM_{Non\ coupe}$ respectivement) reflètent une forte stabilité.

5.2.1.3. Validité pluriannuelle

Les performances globales obtenues en appliquant le système à base de règles expertes sur les différentes combinaisons site d'étude – série temporelle (Annexe 9), montrent que cette version du système est robuste et performante (Figure 45) : pour toutes les combinaisons, la précision globale du système atteint des valeurs supérieures à 96,73% (avec $\mu_{conf} = 0$), les précisions du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » excèdent respectivement 95% et 96,41%, et le pourcentage de décisions « Je ne sais pas » est inférieure à 1,96%, et ce avec des séries temporelles qui comportent 9 images par an (sauf pour 2006 : 10 images par an). Une analyse plus détaillée sur l'influence du nombre d'images par an et de leurs localisations par rapport aux campagnes de récolte sera présentée dans la section 5.3.2. Les valeurs moyennes de stabilité obtenues pour les différentes combinaisons sont également fortes : elles sont toutes supérieures à 83%.

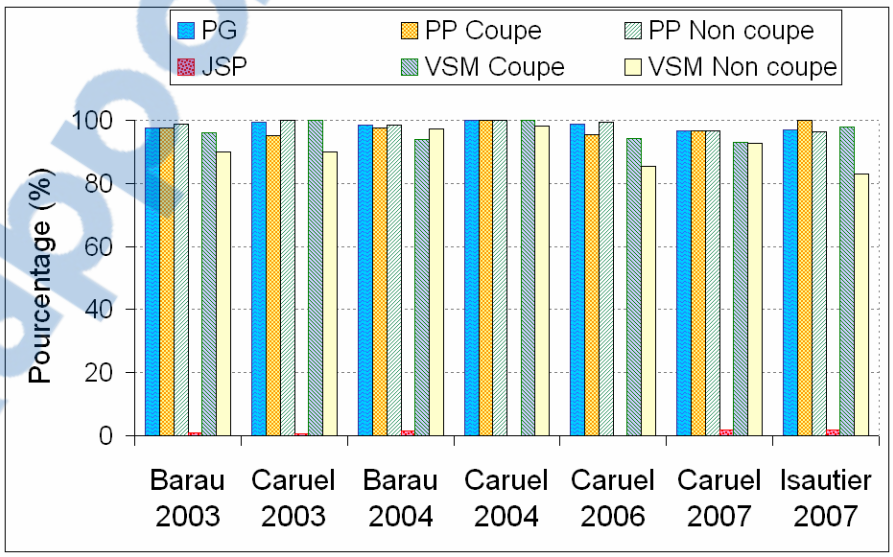


Figure 45. Performances globales du système à base de règles expertes lors de son application sur différents sites d'études et différentes années. (PG : précision globale ; JSP : décisions « Je ne sais pas » ; PP Coupe et PP Non coupe : précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » respectivement ; VSM Coupe et VSM Non coupe : valeurs de stabilité moyenne des décisions « Coupe » et « Non coupe » respectivement).

Rapport-Gratuit.com

5.2.2. Analyse des erreurs

Afin de comprendre les causes des différences obtenues entre les données de vérité terrain et les décisions prises, nous avons examiné toutes les règles actives impliquées dans l'inférence. Dans l'Annexe 12 nous montrons, à titre d'exemple, le numéro ainsi que le degré d'activation de chaque règle lors de l'application du système sur l'exploitation de M. Caruel avec la série de 2004. Etant donné que ces règles sont linguistiques, nous avons pu analyser l'adéquation de leur activation avec la situation rencontrée, et nous avons ainsi pu dégager l'origine des erreurs. Cette analyse d'erreurs a été réalisée pour les résultats obtenus sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel en utilisant les séries de 2003 et 2004

Pour μ_{conf} égal à zéro, le pourcentage d'erreur est égal à 1,20% (12 décisions) (*c.f.* Tableau 11). Les erreurs (Figure 46) sont liées soit à un problème radiométrique affectant les images (*i.e.* saturation dans le PIR), soit à un comportement inhabituel d'une parcelle de canne (*e.g.* erreur sur la nature de la culture). L'inadéquation des partitions à ces exceptions génère de fausses décisions qui entrainent par la suite des futures erreurs éventuelles (d'omission et/ou de commission).

Nous considérons que ces erreurs sont « normales » car la configuration des partitions des indicateurs et les scénarios inclus dans la base de règles prétendent être généraux.

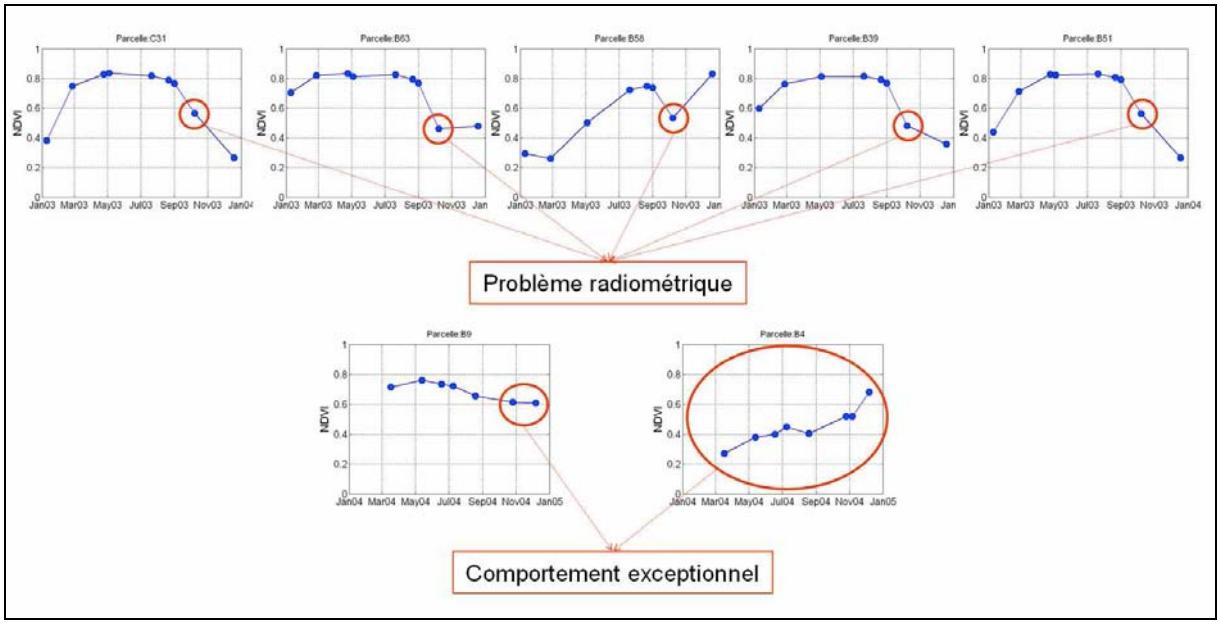


Figure 46. Profils temporels de NDVI des parcelles pour lesquelles le système à base de règles expertes a pris de mauvaises décisions.

Pour les valeurs plus élevées de μ_{conf}, l'augmentation du désaccord entre les décisions et la vérité terrain est principalement due à l'augmentation des décisions « Je ne sais pas », et par conséquent aux omissions de détection de coupe précédente.

Cette analyse permet d'envisager des pistes d'amélioration de cette version du système.

5.2.3. Contribution des ensembles flous

Étant donné que les partitions de la majorité des indicateurs d'entrée du système contiennent des ensembles flous, nous nous sommes intéressés à l'évaluation de la contribution de ces ensembles flous dans la performance globale du système. Pour ceci, nous avons créé une nouvelle configuration « non-floue » de partitions, et nous avons comparé les résultats obtenus par cette configuration avec ceux obtenus précédemment (en utilisant la configuration floue). La configuration non-floue a été définie en enlevant toute les marges d'ambiguïté dans les partitions des entrées floues (e.g Figure 47). Avec cette configuration, les degrés d'appartenance associées aux conclusions des règles actives et ainsi aux sorties du système (μ_C, μ_{NC} et μ_{JSP}) sont soit zéro, soit un. Par conséquent, l'intégration du paramètre μ_{conf} était sans signification dans ce cas-ci et toutes les décisions ont été prises selon l'équation 17, *argmax* (μ_C, μ_{NC}, μ_{JSP}).

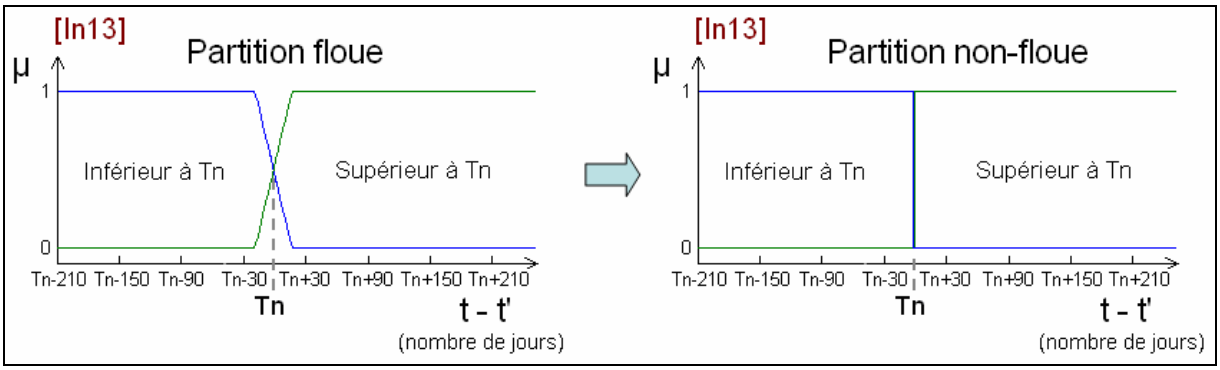


Figure 47. Un exemple illustrant le passage d'une partition floue à une partition non-floue.

La précision globale et le pourcentage de décisions « Je ne sais pas » obtenus pour les résultats de M. Barau et M. Caruel de 2003 et 2004 en utilisant la configuration non-floue sont respectivement 81,95% et 16,61%. En comparant ces valeurs à celles obtenues avec la configuration floue aux différents niveaux de μ_{conf} (Figure 42), nous constatons que plus le niveau de μ_{conf} est faible plus la contribution des ensembles flous est importante ; cette contribution atteint 16,85% de précision globale supplémentaire quand μ_{conf} est égale à zéro.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

5.2.4. Analyse de la robustesse par rapport au nombre d'images disponibles

L'analyse de la robustesse du système à base de règles expertes a été réalisée sur deux séries temporelles acquises en 2003 et 2004 sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel. Par « robustesse », nous entendons la sensibilité des performances globales du système par rapport au manque d'acquisitions satellite dans la série temporelle.

Pour réaliser cette analyse, nous avons fait des échantillonnages sur les deux séries « complètes » de 2003 et 2004 afin de créer des séries avec des fréquences d'acquisition de moins en moins importantes. A partir des séries de neuf images par an, des séries comportant cinq images par an ont été créées, puis des séries de quatre images, puis de trois, et finalement de deux images par an. L'échantillonnage a été réalisé, par rapport aux dates d'ouverture et de fermeture de la campagne de récolte, selon le protocole suivant :

- Pour cinq images par an : deux images avant la campagne de récolte, y compris une peu avant la campagne, deux images pendant la campagne, et une peu après.

- Pour quatre images par an : une image peu avant la campagne de récolte, deux pendant, et une peu après.

- Pour trois images par an : une image avant la campagne de récolte, une pendant, et une peu après.

- Pour deux images par an : une peu avant la campagne de récolte et une peu après.

La Figure 48 montre les dates d'acquisition sélectionnées dans les différentes séries. Il est à signaler que ces images ne sont pas complètement dégagées de nuages, donc toutes les parcelles sur les sites d'études ne sont pas « visibles » tout le long de chaque série.

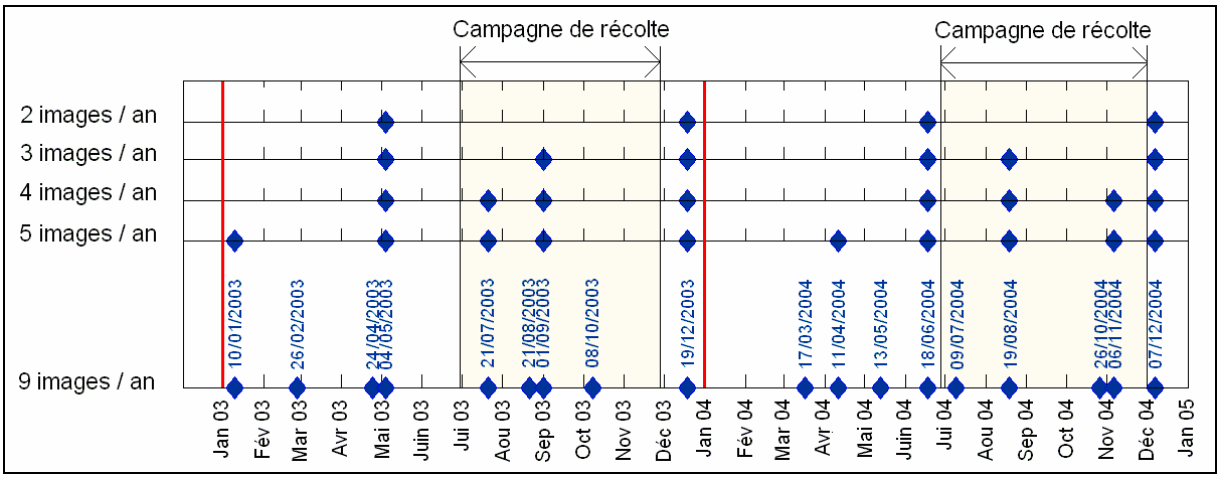


Figure 48. Sur l'axe le plus bas, les dates d'acquisition satellite de la série complète (9 images / an); Sur les autres axes, les échantillonnages réalisés pour construire des séries avec 5, 4, 3 et 2 images par an respectivement.

La décision sur la coupe de chaque parcelle entre chaque couple d'images dégagées (sans nuages) a été prise selon le critère utilisé dans la section 5.2.1 avec μ_{conf} égal à zéro. La Figure 49 montre l'évolution de la précision globale (PG) en fonction du nombre d'images par an dans la série, ainsi que les évolutions des précisions du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » (PP Coupe et PP Non coupe respectivement). Les valeurs de ces précisions ont été calculées à partir des matrices de confusions obtenues en 2003 et en 2004 pour les séries comprenant le même nombre d'images. D'après cette figure, on remarque que le système à base de règles expertes peut fournir à l'utilisateur des résultats satisfaisants avec des séries comprenant au moins trois images par an. Avec cette fréquence d'acquisition, la PG, la PP Coupe et la PP Non coupe sont respectivement 93,56%, 89,57% et 96,64%. Ces précisions augmentent avec le nombre d'images pour atteindre, avec neuf images par an, 98,80% pour la PG, 96,06% pour la PP Coupe et 99,20% pour la PP Non coupe. Quand deux images par an seulement sont utilisées, les performances du système diminuent : les valeurs de PG de PP Coupe et de PP Non coupe chutent à 82,40%, 83,33% et 72,73% respectivement. Nous attirons l'attention sur le fait que les performances représentées dans la Figure 49 ne dépendent pas seulement du nombre d'images par an dans la série, mais aussi de la position temporelle de ces images par rapport à la campagne de récolte.

Les résultats obtenus dans cette analyse soulignent l'influence de la variabilité spatio-temporelle élevée des parcelles de canne à sucre sur le procédé de détection de coupe. Avec deux images par an, une peu avant et une peu après la campagne de récolte, seules les parcelles coupées à la fin de la campagne peuvent être « facilement » détectées car la

végétation dans ces parcelles n'a pas eu le temps de repousser, et les propriétés spectrales des parcelles dans l'image acquise peu avant restent sensiblement différentes de celles dans l'image prise après la campagne. Ceci n'est pas le cas pour les parcelles qui sont coupées en début de campagne. Si des images acquises pendant la campagne de récolte sont utilisées, la distance temporelle entre les images sera réduite, et la probabilité de la confusion entre les parcelles non coupées et celles en repousse sera réduite au minimum ; dans ce cas, il y aura plus de parcelles coupées identifiées. L'intégration des images (au moins une) prises au début de l'année et pendant la phase de croissance (avant la campagne de coupe) enrichit l'information sur les étapes de développement de chaque parcelle et, par conséquent, améliore les résultats.

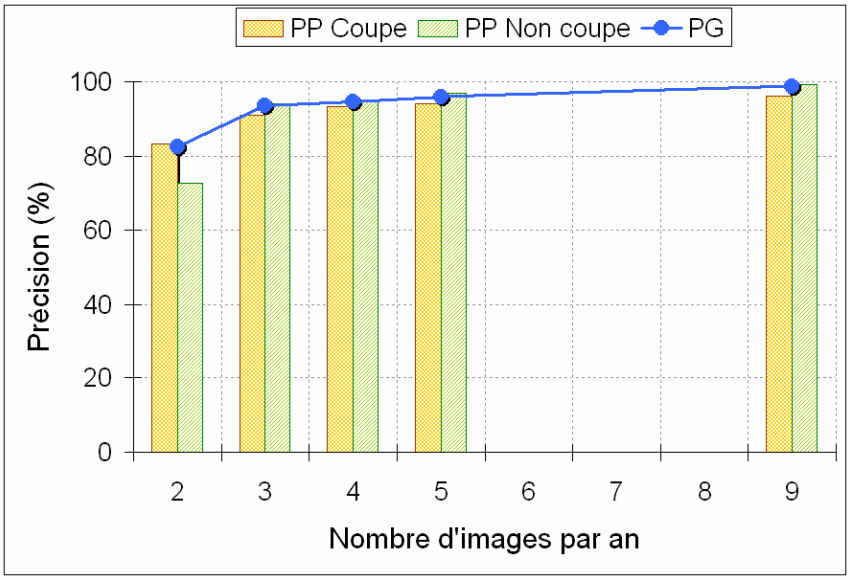


Figure 49. Performances du système à base de règles expertes en fonction du nombre d'images par an (PG : précision globale ; PP Coupe et PP Non coupe : précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » respectivement).

5.3. Système à base de règles induites par apprentissage

La deuxième version du système d'aide à la décision a été évaluée sur les exploitations de M. Barau et de M. Caruel en utilisant les séries temporelles d'images SPOT acquises en 2003, 2004 et 2006. Les principales analyses ont été réalisées sur les données de 2003 et 2004 (Figure 41), comme pour la première version. Celles de 2006 ont été utilisées pour évaluer le caractère général (*i.e.* la validité pluriannuelle) des règles générées par apprentissage sur les données de 2003 et 2004. Les analyses ont porté sur :

- les performances du système et les règles générées ;
- la robustesse du système par rapport au manque d'images ;
- l'impact du changement de configuration des partitions des indicateurs d'entrée sur les performances ;
- la contribution des sources d'information.

Afin de réaliser ces analyses, nous avons testé cette deuxième version du système en faisant varier :

- les pourcentages de données d'apprentissage pour la génération des règles ;
- le nombre d'images acquises par an ;
- les configurations des partitions ;
- les sources d'informations.

Tous les résultats obtenus sont recensés dans l'Annexe 13. Pour ne pas alourdir la lecture de ce chapitre, nous nous limiterons ici à l'étude de quelques cas illustratifs.

5.3.1. Performances

Neuf pourcentages de jeu d'apprentissage ont été utilisés : 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80% et 90%. Pour chaque pourcentage, une base de règle a été générée, et les performances du système ont été évaluées en l'appliquant sur les données qui ne sont pas utilisées pour l'apprentissage. Nous rappelons qu'un jeu d'apprentissage est une base de données qui contient, pour une série d'images, les valeurs des indicateurs du système calculées pour un certain pourcentage de parcelles ainsi que la situation (*i.e.* vérité terrain) de ces parcelles entre chaque couple d'acquisitions satellite (*c.f.* Chapitre 4, Section 4.4.3.2).

Afin que les conclusions des analyses soient générales et indépendantes d'une sélection particulière de jeu d'apprentissage, une validation croisée (Browne, 2000) de dix itérations a été réalisée pour chaque cas. Pour chaque itération, une matrice de confusion a été calculée en comparant les décisions du système à la vérité terrain.

Dans cette section, sont discutés les résultats obtenus en appliquant le système sur les deux séries temporelles « complètes » de 9 images par an acquises en 2003 et 2004, en utilisant toutes les sources d'informations, et en adoptant la configuration experte de partition (*c.f.* Chapitre 4, Section 4.4.1).

La Figure 50 montre les valeurs moyennes et les écarts-types (pour dix itérations) de la précision globale (PG) du système et des précisions du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » (PP Coupe et PP Non Coupe respectivement), obtenus avec des pourcentages de jeu d'apprentissage (PJA) allant de 10 à 90% avec un pas de 10%. D'après cette figure, nous pouvons constater que les performances du système sont satisfaisantes même avec de faibles PJA ; *e.g.* en utilisant 10% de données seulement pour l'apprentissage, *i.e.* environ 6 parcelles par image, la PG est de 96,84% et les PP Coupe et PP Non coupe sont respectivement 86,46% et 98,20%. Les performances du système s'améliorent avec l'augmentation du PJA : les valeurs de PG, PP Coupe et PP Non coupe peuvent atteindre 98,42%, 96,01% et 99,07% respectivement.

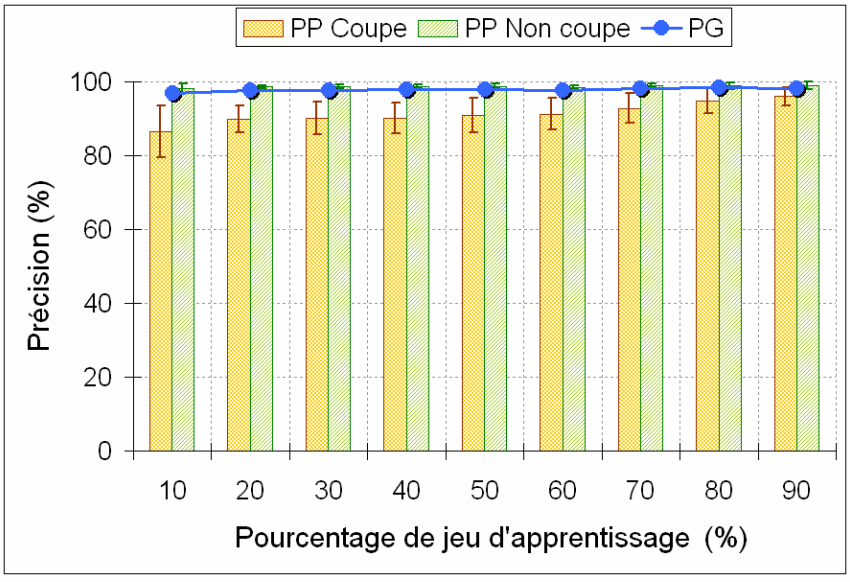


Figure 50. Performances du système à base de règles induites par apprentissage obtenues pour les parcelles de M. Barau et M. Caruel en 2003 et 2004, en utilisant différents pourcentages de jeu d'apprentissage (PG : précision globale ; PP Coupe et PP Non coupe : précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » respectivement). Les valeurs représentées correspondent à la moyenne obtenue pour 10 itérations et la barre d'erreur correspond à l'écart type.

La Figure 51 illustre le nombre de règles générées en utilisant les différentes valeurs de PJA. Le nombre moyen de règles générées (pour les 10 itérations) avec 10% de données est égal à 9 seulement. Ce nombre augmente avec l'augmentation du PJA pour atteindre une moyenne de 51 règles pour un PJA de 90%. L'écart type du nombre de règles (pour les 10 itérations) varie entre 4 et 9 règles.

Les règles générées sont toutes interprétables grâce aux termes linguistiques associés aux indicateurs d'entrée et à la sortie du système. Le Tableau 12 montre à titre d'exemple une base de règles générée en utilisant 10% de données pour l'apprentissage. La première chose que nous remarquons dans cette base est le faible nombre de règles, 6, et le faible nombre d'indicateurs utilisé, 5. Nous remarquons également que la différence dans le MIR a été préférée aux indicateurs de NDVI (ce qui justifie en quelque sorte la redondance signalée par l'expert entre les informations apportées par le NDVI et le MIR). En analysant le contenu de ces règles, comme nous le faisons dans le Tableau 12, l'utilisateur peut comprendre à quels scénarios ces règles correspondent, et éventuellement corriger, rajouter et/ou supprimer quelques règles.

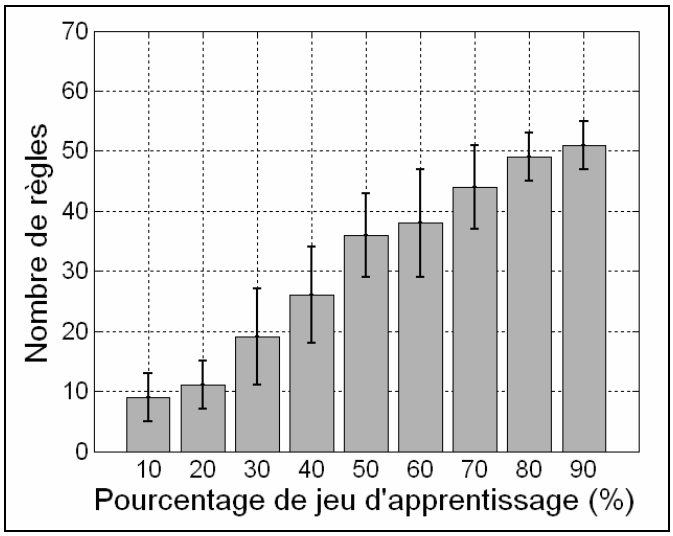
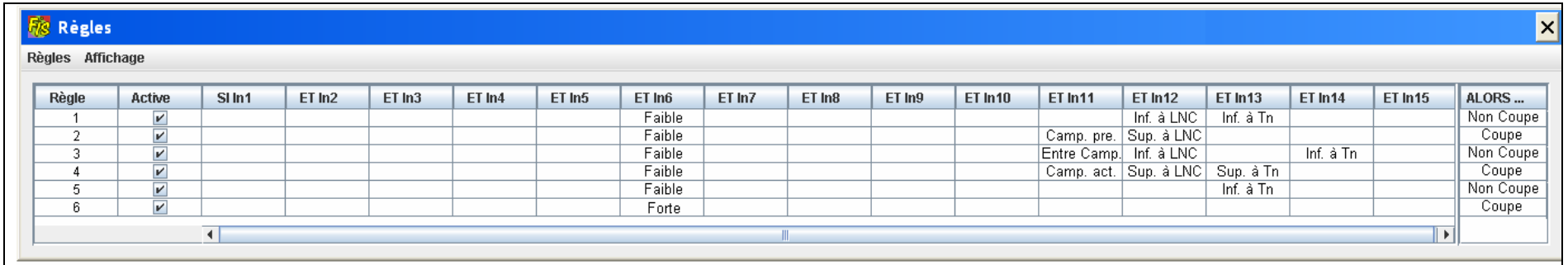


Figure 51. Nombres de règles générées automatiquement en utilisant les différents pourcentages de jeu d'apprentissage. Chaque barre représente le nombre moyen des règles obtenues pour 10 itérations et la barre d'erreur correspond à l'écart type.



Règle	Active	SI In1	ET In2	ET In3	ET In4	ET In5	ET In6	ET In7	ET In8	ET In9	ET In10	ET In11	ET In12	ET In13	ET In14	ET In15	ALORS ...
1	☑						Faible						Inf. à LNC	Inf. à Tn			Non Coupe
2	☑						Faible					Camp. pre.	Sup. à LNC				Coupe
3	☑						Faible					Entre Camp.	Inf. à LNC		Inf. à Tn		Non Coupe
4	☑						Faible					Camp. act.	Sup. à LNC	Sup. à Tn			Coupe
5	☑						Faible							Inf. à Tn			Non Coupe
6	☑						Forte										Coupe

Règle 1	Si In6 est « Faible » et In12 est « Inférieur à la longueur du cycle » et In13 « Inférieur à Tn » Alors Non Coupe
	Si la différence entre MIR(t) et MIR(t') est faible, et l'âge de la canne est inférieur à la longueur nominale du cycle de la canne, et la distance temporelle entre les dates t et t' est inférieure à Tn (i.e. la distance entre les deux dates est insuffisante d'après MOSICAS pour qu'il y ait une coupe), alors Non coupe.
Règle 2	Si In6 est « Faible » et In11 est « Campagne précédente » et In12 est « Supérieur à la longueur du cycle » Alors Coupe
	Si la différence entre MIR(t) et MIR(t') est faible, et la date t' est dans la campagne de coupe précédente (dans ce cas la date t est soit dans la campagne actuelle soit dans la période entre deux campagnes), et l'âge de la canne est supérieur à la longueur nominale du cycle de la canne alors coupe.
Règle 3	Si In6 est « Faible » et In11 est « Entre Campagnes » et In12 est « Inférieur à la longueur du cycle » et In14 « Inférieur à Tn » Alors Non Coupe
	Si la différence entre MIR(t) et MIR(t') est faible, et la date t' est entre deux campagnes (dans ce cas t est soit dans la campagne actuelle soit dans la période entre deux campagnes), et l'âge de la canne est inférieur à la longueur nominale du cycle, et la distance temporelle entre les dates t et le début de campagne est inférieure à Tn (i.e. Coupe impossible d'après MOSICAS), alors Non coupe.
Règle 4	Si In6 est « Faible » et In11 est « Campagne actuelle» et In12 est « Supérieur à la longueur du cycle » et In13 « Supérieur à Tn » Coupe
	Si la différence entre MIR(t) et MIR(t') est faible, et la date t' est dans la campagne actuelle (la date t aussi), et l'âge de la canne est supérieur à la longueur du cycle, et In13 est supérieur à Tn (i.e. Coupe possible d'après MOSICAS), Alors Coupe
Règle 5	Si In6 est « Faible » et In13 « Inférieur à Tn » Alors Non Coupe
	Si la différence entre MIR(t) et MIR(t') est faible, et la distance temporelle entre les dates t et t' est inférieur à Tn (i.e. Coupe impossible d'après MOSICAS), alors Non coupe
Règle 6	Si In6 est « Forte » Alors Coupe
	Si la différence entre MIR(t) et MIR(t') est forte alors Coupe

Tableau 12. Exemple d'une base de règles générée par le logiciel Fispro© en utilisant 10% de données de Barau et Caruel en 2003 et 2004 pour faire l'apprentissage (6 parcelles)

5.3.2. Analyse de la robustesse par rapport au nombre d'images disponibles

L'analyse de robustesse de la deuxième version du système par rapport au manque d'acquisition a été effectuée en comparant les résultats obtenus en utilisant des séries temporelles comprenant des fréquences d'acquisitions différentes (Figure 48). La sélection de ces images a été faite selon la même méthode décrite dans la section 5.2.4.

La Figure 52 montre l'évolution des performances en fonction du nombre d'images par an. Avec deux images par an seulement (une avant la campagne de récolte et une après), la PG moyenne pour les différentes configurations d'apprentissage est de 88,20%, et les PP Coupe et PP Non Coupe moyennes sont 85,41% et 92,91% respectivement. A partir de trois images par an, les performances s'améliorent nettement, avec une PG supérieure à 94,22%, une PP Coupe qui stagne autour de 91% et une PP Non coupe supérieure à 95,49% ; les valeurs de ces précisions atteignent respectivement 97,81%, 91,06% et 98,72% avec une série de neuf images par an. Nous signalons que le nombre d'images par an influe sur la qualité des indicateurs multi-temporels issus des images (*e.g.* différence bi-temporelle de NDVI) et de celui provenant du modèle de culture.

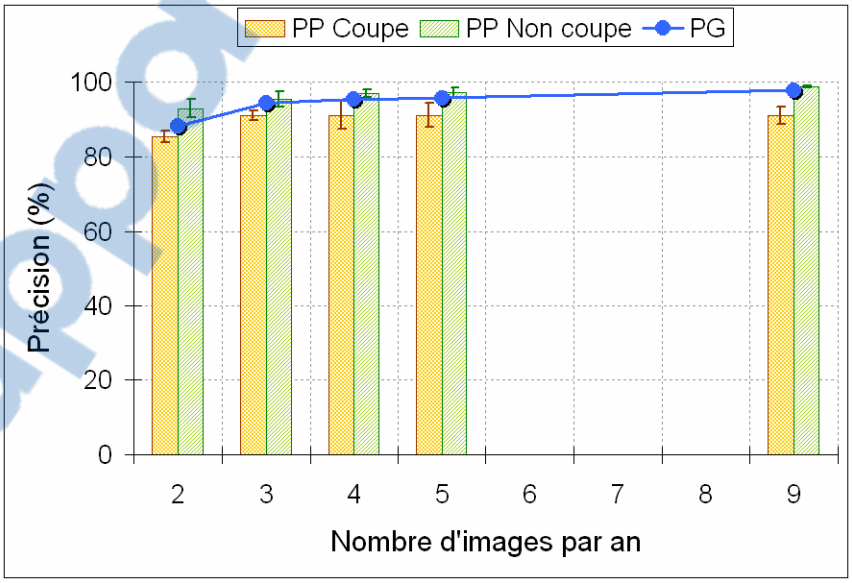


Figure 52. Performances du système à base de règles induites par apprentissage en fonction du nombre d'images par an (PG : précision globale ; PP Coupe et PP Non coupe : précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » respectivement). Les valeurs représentées correspondent à la moyenne obtenue pour les différentes configurations d'apprentissage ; la barre d'erreur correspond à l'écart-type.

Rapport-Gratuit.com

En ce qui concerne le nombre de règles générées pour obtenir ces résultats, nous illustrons dans la Figure 53 la moyenne (pour les différentes configurations d'apprentissage) et l'écart-type de ce nombre pour chaque fréquence d'acquisition. En moyenne, le nombre de règles générées avec cette version du système est inférieur à 40 quelque soit la fréquence d'images dans la série.

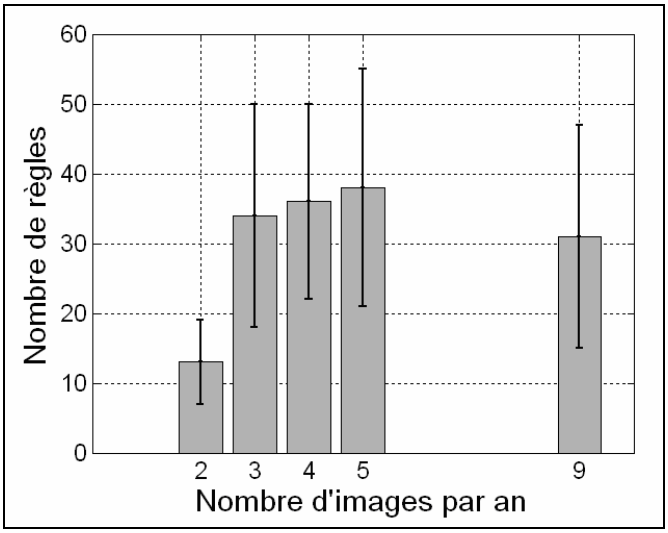


Figure 53. Variation du nombre de règles générées par apprentissage en fonction du nombre d'images dans la série ; chaque barre correspond à la moyenne obtenue pour toutes les configurations d'apprentissage, et les barres d'erreur représentent les écarts-types.

5.3.3. Impact des partitions

Comme pour la première version, nous avons réalisé une analyse de la contribution des partitions floues dans les performances globales du système, mais cette fois avec plus de configurations. Quatre configurations de partitions d'indicateurs d'entrée ont été définies : deux floues, « Config_Fuz1 » et « Config_Fuz2 », et deux non floues, « Config_Crisp1 » et « Config_Crisp2 ».

- La configuration « Config_Fuz1 » est la configuration experte du système décrite dans le chapitre précédent.

- La configuration « Config_Fuz2 » est identique à « Config_Fuz1 » sauf pour les partitions des indicateurs liés au NDVI (*i.e.* In1 et In2) (Figure 54).

- La configuration « Config_Crisp1 » est une défuzzification de la « Config_Fuz1 » (version nette) ; en d'autres termes, elle est issue de cette configuration en enlevant toutes les marges d'ambiguïté dans les partitions des indicateurs.

- La configuration « Config_Crisp2 » est une défuzzification de la « Config_Fuz2 ».

La Figure 54 montre les partitions de NDVI définies dans chacune des quatre configurations.

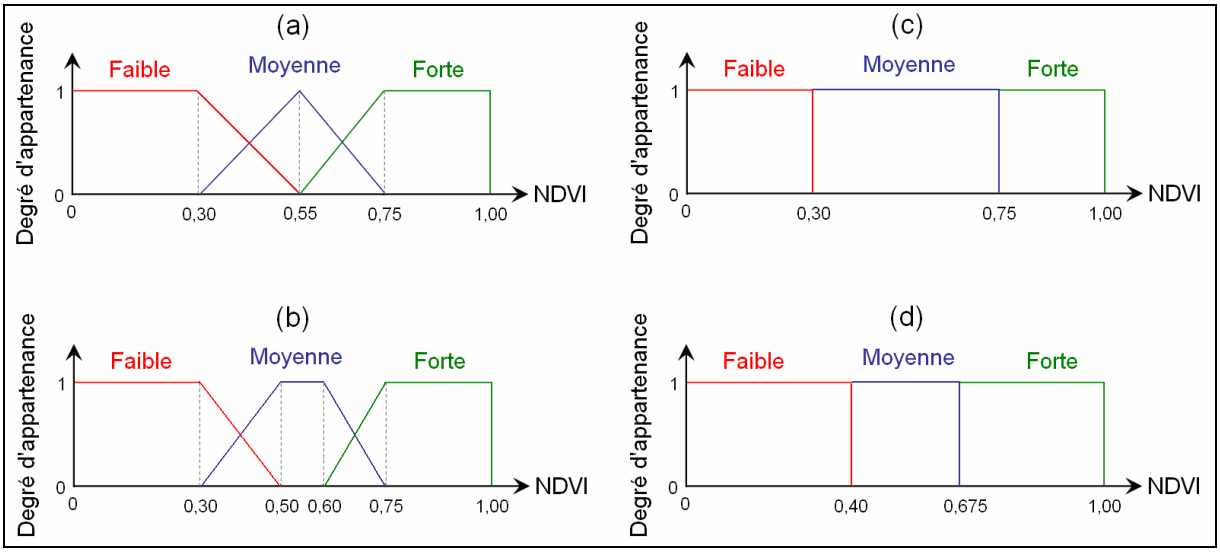


Figure 54. Partitions du NDVI selon les configurations floues (a) « Config_Fuz1 » et (b) « Config_Fuz2 » et les configurations nettes (c) « Config_Crisp1 » et (d) « Config_Crisp2 ».

Pour chaque série d'images, nous avons comparé les valeurs de précision globale (PG) obtenues avec les différentes configurations de partition. La Figure 55 montre les différences de PG pour chaque fréquence d'acquisition d'images entre la configuration floue experte « Config_Fuz1 » et les autres configurations « Config_Fuz2 » (floue), « Config_Crisp1 » (nette) et « Config_Crisp2 » (nette). D'après cette figure, nous constatons que le passage de la configuration floue basique « Config_Fuz1 » aux deux configurations non-floues « Config_Crisp1 » et « Config_Crisp2 » engendre une perte de performance quelque soit le nombre d'images dans la série. La perte de PG varie en moyenne (pour les différentes configurations d'apprentissage) entre 0,44% et 2,59% lorsqu'on passe de « Config_Fuz1 » à « Config_Crisp1 », et entre 0,37% et 1,66% lorsqu'on passe de « Config_Fuz1 » à « Config_Crisp2 ».

Le changement dans les ensemble flous, tout en gardant l'aspect flou (passage de « Config_Fuz1 » à « Config_Fuz2 »), engendre également une perte de performances, mais cette perte est inférieure à celles dues à la défuzzification, et ce quelque soit le nombre d'images dans la série : en moyenne la PG baisse entre 0,10% et 0,74%. Parfois ce changement est légèrement bénéfique pour certaines configurations d'apprentissage (le cas de quatre images par an), mais pas pour le reste des cas.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

La conclusion de cette étude est qu'il vaut toujours mieux définir des partitions floues que des partitions non-floues, et que la définition de ces partitions floues doit respecter le mieux possible la relation entre les valeurs de l'indicateur à partitionner et le phénomène étudié.

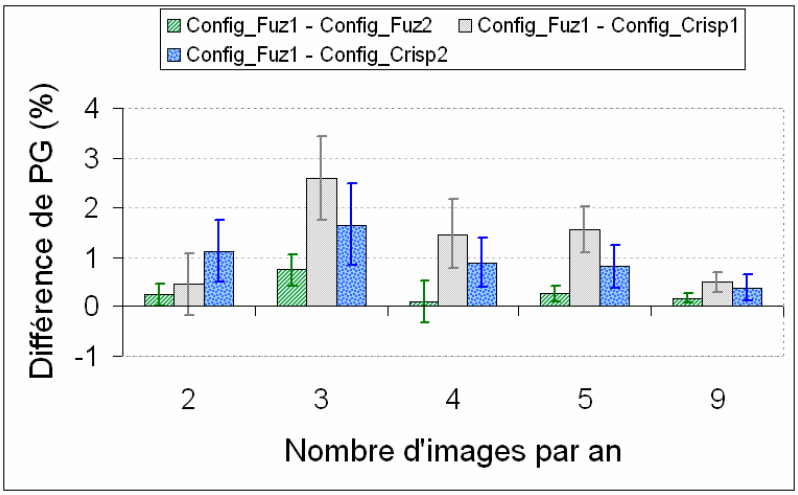


Figure 55. Différences dans les valeurs de précision globale (PG) obtenues en comparant la configuration experte de partition « Config_Fuz1 » aux configurations « Config_Fuz2 », « Config_Crisp1 » et « Config_Crisp2 ». Chaque barre représente la valeur moyenne calculée pour les différentes configurations d'apprentissage, et la barre d'erreur représente l'écart-type.

5.3.4. Contribution des différentes sources d'informations

Etant donné que la génération automatique des règles par apprentissage permet de supprimer ou d'intégrer facilement un ou plusieurs indicateurs d'entrée, nous pouvons évaluer la contribution des différentes sources aux performances du système.

L'isolement de la contribution du modèle, pour son évaluation, est facile à réaliser ; il suffit d'ignorer les indicateurs qui sont liés directement au modèle et de générer ensuite une base de règles en utilisant les autres indicateurs.

Concernant la contribution des connaissances expertes, l'évaluation de son intégralité est impossible. En effet, ces connaissances interviennent dans différentes parties du système :

- dans le choix des indicateurs utiles pour répondre à la problématique ;
- dans la définition des partitions de ces indicateurs ;
- dans l'intégration de certaines informations sur le cycle de culture ;
- dans la définition des règles de décision (le cas de la première version).

Par conséquent, nous nous sommes limités à l'évaluation de la partie des connaissances expertes que nous avons pu isoler facilement : il s'agit de l'information liée à la longueur du cycle nominal d'une parcelle de canne à sucre.

Etant donné que les indicateurs liés au MIR ont été ignorés dans la première version du système (leur information nous semblait redondante avec celles issue du NDVI), nous sommes également intéressés à l'évaluation de leur contribution spécifique.

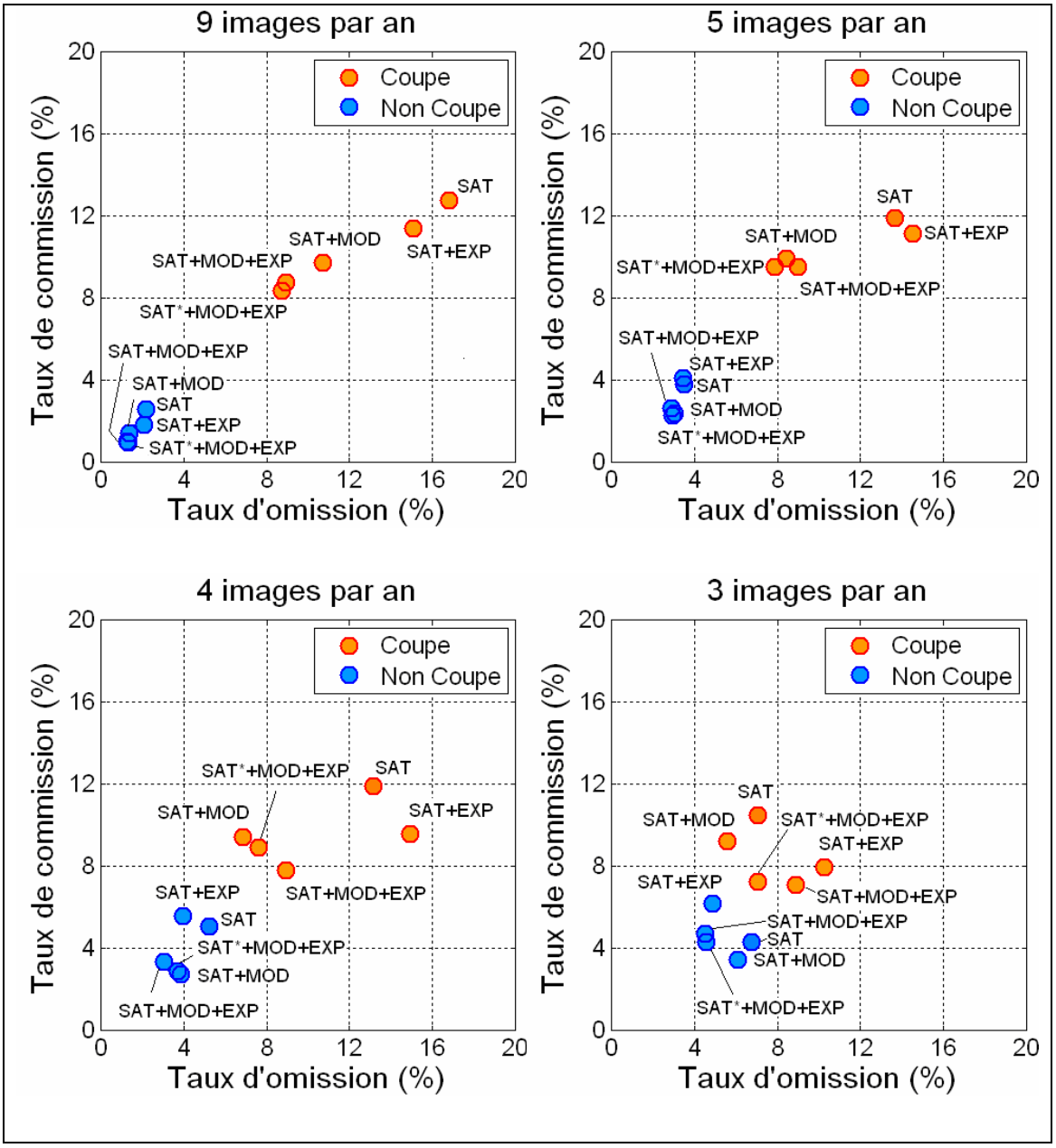


Figure 56. Performances de la deuxième version du système pour les différentes fréquences d'acquisition en utilisant les différentes combinaisons de sources d'informations (SAT : série temporelle d'images satellite ; SAT* : idem que SAT mais sans les indicateurs liés au Moyen Infra-rouge; MOD : modèle de canne ; EXP : une partie des connaissances expertes).

Ainsi, nous avons appliqué le système sur les différentes séries d'images, en 2003 et 2004, en considérant cinq combinaisons de sources d'informations (SAT pour série d'images, MOD pour modèle de canne et EXP pour la partie des connaissances expertes) :

- la première combinaison (SAT + MOD + EXP) tient compte de tous les indicateurs issus des trois sources ;

- la deuxième combinaison (SAT + EXP) ignore les indicateurs liés au modèle de culture (*i.e.* In13 et In14) ;

- la troisième combinaison (SAT + MOD) ignore l'indicateur lié directement aux connaissances expertes sur la longueur nominal du cycle de la canne (*i.e.* In 12) ;

- la quatrième combinaison (SAT* + MOD + EXP) ignore, comme lors de la construction de la base de règles experte de la première version, les indicateurs liés au MIR issus de la série temporelle (*i.e.* In3, In4 et In6) ;

- La cinquième combinaison considère seulement les indicateurs provenant de SAT.

La Figure 56 montre les performances, en termes de taux d'omission et de commission des décisions « Coupe » et « Non Coupe », obtenues avec les cinq combinaisons de sources d'information. Plus le point est proche de zéro, meilleurs sont les résultats. En ce qui concerne la classe «Coupe », nous pouvons constater, en comparant les résultats de SAT avec ceux des autres combinaisons, que :

- MOD réduit le taux de commission (entre 1,5% et 3,1%) et surtout le taux d'omission (entre 1,6% et 6,4%) quel que soit le nombre d'images par an ;

- EXP diminue le taux de commission (entre 0,8% et 2,9%) et tend à augmenter le taux d'omission (entre 0,9% et 3,4%) pour un nombre d'images par an inférieure ou égale à 5 ;

- L'intégration simultanée de MOD et d'EXP avec SAT réduit le taux de commission (entre 2,2% et 4,1%) et d'omission (entre 4,3% et 7,8%, sauf pour 3 images par an).

- La contribution du MIR est quasi-nulle voire négative dans le taux de commission (entre -1,1% et 0,5) et positive dans le taux d'omission (entre 0,3% et 2%).

Pour la classe « Non Coupe » :

- MOD réduit à la fois le taux de commission (entre 0,4% et 1,3%) et d'omission (entre 0,4% et 1,3%) quel que soit le nombre d'images par an ;

- EXP contribue faiblement (inférieure à 1%) mais positivement dans la réduction des taux d'omission et de commission avec 9 images par. Pour des fréquences d'acquisition inférieurs ou égales à 5, elle réduit le taux d'omission (entre 0,1% et 0,7%) mais augmente le taux de commission (entre 0,2% et 2,6%) ;

- L'intégration simultanée de MOD et d'EXP avec SAT réduit le taux d'omission (entre 0,6% et 2,3%) et de commission (entre 1,1% et 2%, sauf pour 3 images par an).

- La contribution du MIR est très faible et parfois négative dans le taux de commission (entre -0,2% et 0,9%), et quasi-nulle dans le taux d'omission.

La Figure 57 illustre la contribution du modèle de canne, de la partie des connaissances expertes liée au cycle de la canne et du MIR dans la précision globale du système. En ce qui concerne la contribution du modèle de canne, nous remarquons que sa moyenne (pour toutes les configurations d'apprentissage) est positive quel que soit le nombre d'images par an : elle varie entre 1,27% (3 images par an) et 2,5% (4 images par an). Au delà de 4 images par an, cette contribution baisse jusqu'à 1,44% (avec 9 images par an).

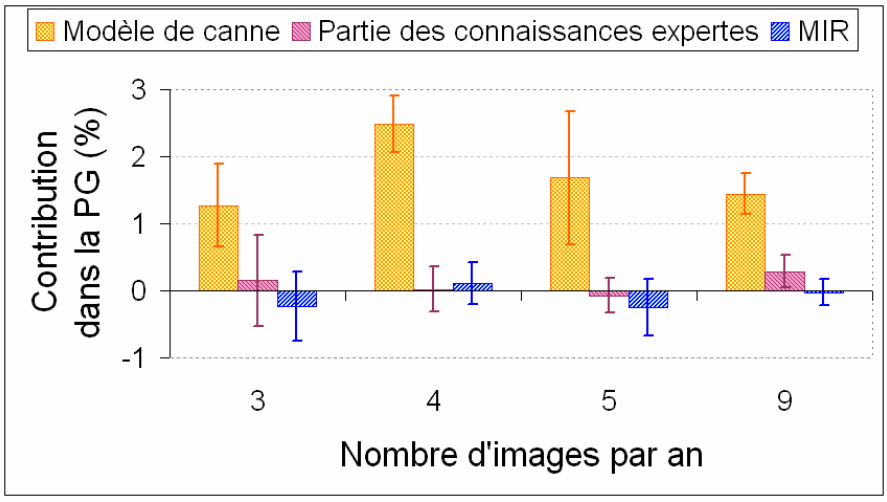


Figure 57. Contributions du modèle de canne à sucre, d'une partie des connaissances expertes et du MIR dans la précision globale (PG) du système à base de règles induites par apprentissage.

Quant à la contribution de la partie des connaissances expertes, sa moyenne est faible, voire parfois négative (avec 5 images par an). Cette moyenne varie entre -0,07% et 0,29%. L'écart-type de cette contribution par rapport aux différentes configurations d'apprentissage est relativement important, et ce quelle que soit la fréquence d'acquisition ; sa valeur varie entre 0,24% et 0,68%.

La contribution du MIR dans la précision globale est très faible et aléatoire : sa moyenne varie entre -0,25% et 0,23%, et son écart-type entre 0,20% et 0,51%. Cette contribution quasi nulle du MIR est due au fait que l'information apportée par le NDVI dans les zones qui ne subissent pas de stress hydrique est suffisante (le cas de nos exploitations). Dans les zones où ce facteur est présent, l'apport du MIR peut devenir important (Bégué *et al.*, 2008).

Analysons maintenant la contribution du modèle de canne à sucre dans la précision de chacune des deux classes « Coupe » et « Non coupe » séparément (Figure 58). Nous constatons que pour la classe « Coupe » la contribution est positive quel que soit le rythme d'acquisition : elle varie entre 1,57% (pour 3 images par an) et 6,39% (5 images par an). Cette contribution est en effet primordiale pour une utilisation opérationnelle du système car elle permet de passer en dessous du seuil des 5% d'erreur sur les surfaces attendu par la filière. Pour la classe « Non coupe » la contribution est toujours positive mais moins importante : sa valeur varie entre 0,4% (5 images par an) et 1,28% (4 images par an).

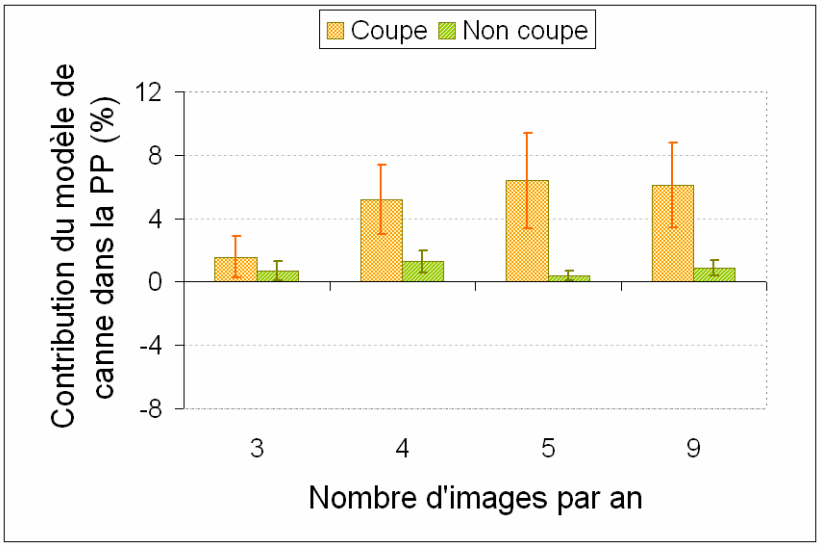


Figure 58. Contribution du modèle de canne à sucre dans les précisions du producteur pour la classe « Coupe » (PP Coupe) et « Non Coupe ». Les barres d'histogramme correspondent à la moyenne obtenue pour les différentes configurations d'apprentissage ; la barre d'erreur représente l'écart-type.

5.3.5. Validation pluriannuelle

Une étude préliminaire de généricité des règles induites automatiquement a été réalisée sur les bases générées à partir des données de 2003 et 2004 (en utilisant différents pourcentages de jeu d'apprentissage). Nous avons utilisé ces bases de règles pour détecter les coupes sur l'exploitation de M. Caruel à partir de la série d'images acquises en 2006 (Figure 41).

La valeur moyenne de précision globale du système obtenue pour les différentes configurations d'apprentissage est 94,12%. L'écart-type est égal à 0,56%. Nous constatons ainsi que les règles induites par apprentissage ont potentiellement un caractère général. Toutefois, ces règles dépendent de la disposition des images dans la saison et du climat influant sur l'indicateur issu de la modélisation. Afin de conclure définitivement sur la validité temporelle des règles induites, davantage analyses sont nécessaires.

5.4. Comparaison

Nous pouvons maintenant comparer les deux versions du système. Cette comparaison porte sur les performances, les bases de règles, le caractère opérationnel et la modularité de chacune des versions.

Performances

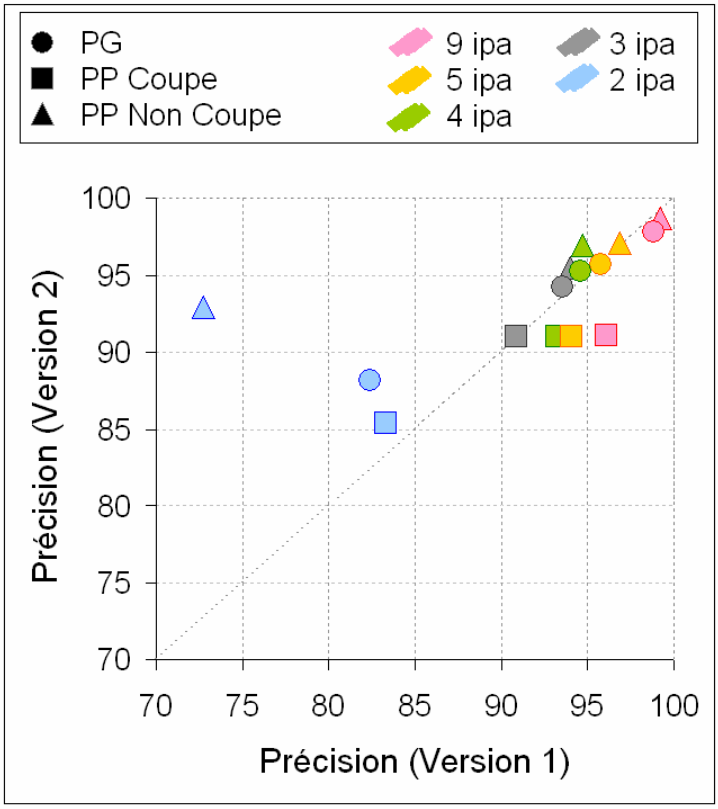


Figure 59 Comparaison entre les performances des deux versions du système (Version 1 : règles définies par expertise ; Version 2 : règles induites par apprentissage) en les appliquant sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel en 2003 et 2004 avec des séries temporelles de 9, 5, 4, 3 et 2 images par an (ipa). (PG : précision globale ; PP Coupe et PP Non coupe : précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » respectivement)

La Figure 59 compare les performances des deux versions en les appliquant sur des séries temporelles de 9, 5, 4, 3 et 2 images par an, sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel en 2003 et 2004. D'après cette figure, on remarque que les deux versions fournissent des résultats avec des précisions globales (PG) très proches et très satisfaisantes en les appliquant sur des séries qui comportent au moins 3 images par an (une avant la campagne de récolte, une pendant et une après) ; les précisions du producteur pour la classe « Non coupe » (PP Non coupe) avec ce rythme d'acquisition sont également très voisines. Pour un rythme d'acquisition supérieur à 4 images par an, la précision du producteur pour la classe Coupe (PP

Coupe) est meilleure avec la première version. Avec des séries de 2 images par an seulement (une avant et une après la campagne de récolte) la deuxième version donne de meilleurs résultats, notamment en terme de PP Non coupe ; en effet cette différence est due au fait que la première version favorise, pour certain cas, la décision « Je ne sais pas » lorsque les acquisitions sont très éloignées, ce qui n'est pas le cas avec la deuxième version qui doit toujours décider « Coupe » ou « Non coupe ».

Règles

La différence majeure entre les bases de règles des deux versions est leur taille. La base de règle définie par expertise comprend 116 règles, alors que le nombre de règles générées avec la deuxième version est beaucoup moins important : à titre d'exemple, la taille des bases de règles générées pour faire la détection des coupes sur les exploitations de M. Barau et M. Caurel en 2003 et en 2004 varie entre 13 et 39 règles (Figure 53) pour les différentes séries d'images, ce qui est largement en dessous de 116.

Outre le nombre de règles, nous avons remarqué que la longueur des règles générées automatiquement par apprentissage est plus courte que celles des règles expertes. Leurs prémisses comprennent moins d'indicateurs, ainsi leur interprétation est plus facile.

Caractère opérationnel

Concernant le côté opérationnel, la première version du système a montré une légère supériorité sur la deuxième. En effet, sa base de règles est complète, ce qui fait qu'on peut l'appliquer quels que soient la série temporelle, le site d'étude et l'année, en changeant si nécessaire les partitions des indicateurs ; ceci a été prouvé par les bons résultats obtenus sur les différents sites d'étude pour les campagnes de 2003, 2004, 2006 et 2007. La deuxième version peut aussi être utilisée d'une façon opérationnelle ; afin de définir les règles de décision, deux choix sont possibles : soit l'utilisateur fait un apprentissage sur un faible pourcentage de données (10 à 20% sont suffisants d'après nos résultats), soit il utilise des règles qui sont déjà générées à partir des séries antérieures. La validation de ce dernier point nécessite des analyses complémentaires pour étudier la robustesse du système (1) par rapport à la différence du positionnement temporelle des images entre la série qui a servi pour générer les règles et celle sur laquelle il sera appliqué, et (2) par rapport aux différences des conditions climatiques entre les séries.

Rapport-Gratuit.com

Modularité

La deuxième version du système est modulaire. Étant donné que la génération de règles de décisions dans cette version se fait par apprentissage, l'utilisateur peut inclure les indicateurs qu'il souhaite. Ceci n'est pas le cas avec la première version ; à chaque fois que le module d'indicateurs d'entrée est modifié, une nouvelle base de règles doit être redéfinie par expertise.

5.5. Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons évalué le système d'aide à la décision que nous avons présenté dans le Chapitre 4. Les deux versions du système, celle à base de règles expertes et celle à base de règles induites par apprentissage, ont été appliquées sur nos différents sites d'étude afin de détecter les coupes de canne à partir de séries temporelles d'images acquises à des années différentes.

Les comparaisons des décisions avec la vérité terrain ont montré que les deux versions du système fournissent des résultats satisfaisants en utilisant des séries qui comportent au moins 3 images par an (une avant la campagne de récolte, une pendant et une après) : la précision globale dans ce cas est supérieure à 93,5%. Elle s'accroît avec l'augmentation du nombre d'images dans la série pour atteindre une valeur supérieure à 97,8% avec 9 images par an (pour une année donnée). Les performances obtenues ne dépendent pas seulement du nombre d'images dans la série, mais aussi de la disposition de ces images dans le temps.

La contribution des ensembles flous dans la précision globale a également été étudiée : elle atteint 15% avec la première version et 2,5% avec la deuxième. La faible contribution dans la deuxième version est principalement due à la faible profondeur des arbres de décision construits par apprentissage. En effet, moins on a d'indicateurs dans les prémisses des règles, plus des variables floues avec des marges d'ambigüité importantes (*e.g.* le NDVI) risquent d'être absentes, et moins l'apport des ensembles flous est remarquable. Toutefois, il vaut mieux toujours définir des partitions floues plutôt que non-floues, et cette définition de partitions doit respecter le mieux possible la relation entre les valeurs des indicateurs à partitionner et le phénomène étudié.

Concernant la contribution des différentes sources d'information, son évaluation n'a été réalisée que pour la deuxième version. En effet, pour la première version, la difficulté de cette évaluation est liée au fait que l'élimination d'une source nécessite la redéfinition manuelle (par expertise) d'une nouvelle base de règles ; cette tâche est facilitée avec la deuxième version grâce à la génération automatique des règles par apprentissage. Les résultats révèlent que la contribution du modèle de croissance atteint 2,5% dans la précision globale et 6,39% dans la précision de détection des coupes. Cette source contribue ainsi à ce que le système ne dépasse pas le seuil de 5% d'erreur sur les surfaces coupées, ce qui correspond à la demande de la filière. Cependant, connaissant le rôle important que joue cette source dans les règles

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

expertes de décision, nous pensons que sa contribution est beaucoup plus significative dans la première version ; nous laissons l'étude de ce point en perspective.

Quant à la contribution de la « source » connaissances expertes, elle a été difficile à évaluer du fait que ces connaissances interviennent dans toutes les parties du système.

La fin du chapitre a été consacrée à une comparaison entre les caractéristiques des deux versions du système. Nous avons conclu, entre autre, que la première version est plus générique que la deuxième. En effet, une fois la base de règles expertes définie, le système peut être appliqué sur différents sites et différentes années. Il suffit pour cela de modifier éventuellement les partitions des indicateurs pour s'adapter à des conditions locales. Le temps à investir pour la définition des règles expertes reste un point de discussion. La deuxième version quant à elle se distingue par davantage de modularité qui permet l'ajout et la suppression des sources d'information. Sa validation pluriannuelle reste un point à approfondir.

6. Conclusions et perspectives

Au moment où les technologies spatiales et les capacités d'acquisition ne cessent d'évoluer, la communauté des chercheurs en télédétection se retrouve devant un besoin grandissant en méthodes innovantes de traitement d'images et d'analyse de séries temporelles à haute résolution spatiale. Le riche contenu informatif de ces données est susceptible d'intéresser un large panel d'applications, notamment les applications agricoles.

Les travaux de cette thèse se sont appuyés sur des séries temporelles d'images SPOT de la base de données Kalideos ISLE-Réunion©. L'application agricole considérée est le suivi des coupes de canne à sucre à La Réunion ; le choix de cette application a été motivé d'une part par les besoins de la filière « canne » dans le monde, et d'autre part, par le défi méthodologique lié à la forte variabilité spatio-temporelle de cette culture.

Nous nous sommes intéressés à l'ensemble de la chaîne d'exploitation des séries temporelles, de la phase du pré-traitement des images jusqu'à la conception d'un système d'aide à la décision.

6.1. Contributions de la thèse

Pré-traitement des séries temporelles

Nous avons d'abord développé et validé une méthode de sélection automatique de cibles invariantes pour faire une normalisation relative des images par rapport à une date de référence. La normalisation relative tente de minimiser d'une manière uniforme, les différences (d'une date à une autre) de conditions atmosphériques, d'éclairement solaire, d'effets directionnels, et de calibration de capteur.

Comparée à une méthode de correction atmosphérique basée sur le code 6S, les résultats montrent que la méthode que nous proposons peut être une bonne alternative à la correction atmosphérique, qui reste difficile à mettre en œuvre.

Les avantages principaux de notre méthode de normalisation sont sa simplicité, son caractère automatique, son applicabilité aux images acquises dans différentes saisons, et le fait qu'elle n'ait pas besoin de données atmosphériques. Sa limitation principale est que les corrections restent « relatives » et dépendent donc du choix de l'image de référence.

Système d'aide à la décision

Pour aller au-delà des méthodes habituelles de détection du changement (*e.g.* classification), dont la mise en œuvre et l'interprétation souffrent de l'irrégularité des acquisitions et du manque d'automatisation, nous avons ensuite développé une méthode qui fusionne des informations issues des images satellite, des simulations de modèle de culture et des connaissances expertes. La mobilisation de ces diverses sources permet de :

- compenser l'absence de données affectant les informations provenant des images (*e.g.* profils temporels de NDVI). Cette absence est souvent liée soit à la présence des nuages soit au manque d'acquisition dû à la programmation satellite et au coût des images ;

- imposer des contraintes temporelles et environnementales qui facilitent le suivi des opérations culturales ;

- concevoir des règles de décision qui automatisent le raisonnement expert humain.

Nous avons présenté la méthode au travers d'un système d'inférence floue qui détecte les coupes de canne à sucre à partir des séries d'images SPOT. Ce système est basé sur la modélisation linguistique et sur la logique floue qui permettent, d'une part, de manipuler des données imprécises, incertaines et de nature hétérogène, et d'autre part, de construire des règles de décision interprétables. Deux méthodes de construction de base de règles ont été proposées : la première repose sur l'élaboration des règles par expertise et la deuxième par apprentissage.

Les performances des deux versions du système, celle à base de règles expertes et celle à base de règles apprises, ont été évaluées sur différents sites d'étude à La Réunion et sur

plusieurs années. Les résultats obtenus sont satisfaisants en utilisant des séries qui comportent au moins 3 images par an : la précision globale est en effet supérieure à 93,5% et le pourcentage de bonne détection des coupes est supérieur à 90%. L'augmentation du nombre d'images dans la série améliore les performances ; avec 9 images par an, la précision globale atteint 98,8% et le pourcentage de bonne détection des coupes 96,1%. Il est à signaler que les performances obtenues ne dépendent pas seulement du nombre d'images dans la série, mais aussi de leur position par rapport à la campagne de récolte ; il faut disposer d'une image peu avant la campagne, une peu après et quelques unes, si possible, réparties au cours de la campagne. Une image (ou plus) au début du cycle permet de renseigner davantage sur la croissance des parcelles et d'améliorer les performances du système.

Nous avons étudié la contribution des différentes sources d'information avec le système à base de règles induites automatiquement ; cette étude aurait été laborieuse à mettre en place avec la première version étant donné la difficulté de définir une nouvelle base de règles expertes dès que les paramètres d'entrée changent. Les résultats ont montré que le modèle de culture apporte jusqu'à 2,5% de plus dans la précision globale et 6,4% dans la précision de détection des coupes ; cette contribution est primordiale pour une utilisation opérationnelle du système car elle permet de passer en dessous du seuil des 5% d'erreur sur les surfaces attendu par la filière. Néanmoins, étant donné le rôle important que joue ce modèle dans les règles expertes de décision, nous pensons que sa contribution est beaucoup plus significative dans la première version. L'apport de la « source » connaissances expertes a été difficile à évaluer du fait que celles-ci sont impliquées dans toutes les parties du système et sont difficiles à isoler.

Enfin, une comparaison des caractéristiques des deux versions du système a été réalisée. Nous avons constaté que les précisions globales sont très similaires. La première version est plus générique que la deuxième, dans la mesure où, une fois la base de règles expertes définie, le système peut être appliqué sur différents sites et différentes années, en modifiant éventuellement les partitions des indicateurs pour s'adapter à des conditions locales. Cependant, le temps investi pour la définition des règles expertes reste le point faible de cette approche. La deuxième version se distingue par davantage de modularité qui permet l'ajout et la suppression des sources d'information. La principale faiblesse est ici la validité pluriannuelle de cette approche et le besoin de recourir à des données de terrain pour l'apprentissage.

6.2. Perspectives

Plusieurs axes de recherche et développement se dégagent de ces travaux. Ces axes portent d'une part sur l'amélioration des méthodes développées pour le suivi de la canne à sucre, et d'autre part sur l'applicabilité de ces méthodes sur d'autres problématiques agricoles et d'autres données satellite.

Suivi de la canne à sucre

En ce qui concerne le suivi de la canne à sucre, les résultats obtenus pour la détection des coupes sont encourageants et incitent à intégrer le système développé dans l'offre de service proposée par le CIRAD à l'ensemble de la filière canne à sucre à La Réunion (Bégué *et al.*, 2005). En effet, la précision atteinte par le système et son aspect opérationnel permettent de répondre au besoin exprimé par la filière.

Le champ d'application du système pourrait être également étendu pour traiter une autre application qui intéresse la filière : le suivi des plantations. Pour ce faire, il serait envisageable de construire de façon simple des indicateurs supplémentaires basés sur les profils temporels du Proche-Infrarouge afin de profiter du pouvoir discriminant de cette bande spectrale entre le sol nu et la canne verte.

L'évaluation du système développé pour la détection des coupes sur d'autres sites d'étude est souhaitée, notamment dans les régions où les ressources en eau sont limitées. Nous pensons que dans de telles zones, l'apport de l'information dans le Moyen-Infrarouge sera important pour réduire les confusions d'état de parcelle liées à la diminution significative de NDVI dû au stress hydrique des plantes. Il serait ainsi intéressant d'intégrer dans les règles de décision expertes (la première version du système) des indicateurs basés sur le Moyen-Infrarouge.

Un autre point important qui n'a pu être approfondi dans cette thèse mais qui semble pertinent à aborder, est la validation pluriannuelle des bases de règles induites par apprentissage. D'après les résultats obtenus, nous avons constaté que des performances globales très satisfaisantes peuvent être assurées avec des règles induites automatiquement en utilisant un faible jeu d'apprentissage (*e.g.* 10% de données dans une série). Cette génération automatique représente ainsi une excellente alternative à la définition manuelle, experte, des règles linguistiques interprétables. Cependant la validité pluriannuelle des règles induites

dépend de leur robustesse, d'une part par rapport à la diversité climatique d'une année sur l'autre, et d'autre part par rapport à la disposition des images dans la série. Les variations climatiques influent sur l'information provenant du modèle de culture ; les règles induites à partir d'une série d'images acquises à une certaine année climatique et qui intègrent l'indicateur du modèle risquent de ne pas être correctes pour d'autres années. Une solution envisageable consiste à rajouter une variable linguistique représentant le climat (exemple de labels « Année sèche », « Année humide », ou autre), puis à créer une base de règles « pluriannuelle » en faisant un apprentissage avec des données appartenant à plusieurs années climatiques. Pour assurer la robustesse par rapport à la disposition des images dans la série, un apprentissage sur différentes séries avec des images réparties différemment serait également opportun.

Il serait également intéressant de penser à une méthode hybride de génération des règles de décision. Etant donné l'aspect linguistique de ces règles, l'on peut faire une génération automatique par apprentissage en utilisant les deux sources série temporelle et connaissances expertes, et intégrer ensuite manuellement (par expertise) des prémisses liées au modèle de culture.

Enfin, la modularité du système à base de règles induites ouvre les portes à l'intégration facile d'autres sources d'information. Une source intéressante pour le suivi des coupes est l'imagerie radar qui est insensible à la couverture nuageuse. Les évolutions techniques en plein essor et l'arrivée sur le marché d'images radar d'une résolution spatiale métrique (*e.g.* Terra SAR-X et COSMO-SkyMed) font de cette source un outil prometteur pour le suivi des opérations culturales. L'alimentation du système avec des indicateurs radar permettrait de fournir des décisions pour les parcelles couvertes par les nuages.

Une méthodologie transférable

Les méthodes développées dans cette thèse sont applicables à d'autres jeux de données et transposables à d'autres applications agricoles.

La méthode de normalisation relative peut être utilisée pour traiter des images acquises à haute résolution spatiale avec d'autres capteurs que SPOT (*e.g.* IRS, KOMPSAT 2, IKONOS), sur différentes zones. La sélection automatique des cibles invariantes rend la mise en place de cette méthode simple et rapide. Toutefois la sélection fiable de ces cibles exige la disponibilité des masques de nuages et de zones végétatives changeantes ; ces masques

peuvent être définis d'une façon surdimensionnée spatialement étant donné le grand nombre de cibles invariantes qui peuvent être détectées dans une scène.

La conception du système de détection des changements proposée dans cette thèse est générique même si l'ensemble a été illustré par une application agricole. Le concept d'inférence à base de règles linguistiques sur lequel nous nous basons ouvre des perspectives pour l'adaptation de la méthode à la gestion d'autres applications : suivi en temps réel d'autres opérations culturales ou cartographie dynamique de l'occupation du sol. Cette dernière application permettrait de répondre à un besoin de base exprimé à la fois par les modélisateurs et par les gestionnaires.

Le système présenté s'appuie également sur un modèle de culture et sur des connaissances expertes. Nombre de modèles qui simulent la croissance des principales cultures, en faisant appel à des données climatiques et des paramètres biophysiques, existent, *e.g.* STICS (INRA, STICS), SARRA (Baron *et al.*, 2005). Ces modèles peuvent être utilisés à la place du modèle MOSICAS dans le système pour informer sur les processus les plus explicatifs de la croissance des cultures et pour fournir des indicateurs utiles pour le suivi des opérations culturales et/ou de l'occupation du sol. Les connaissances expertes concernant les cycles des principales cultures ainsi que les pratiques et les itinéraires culturaux peuvent être obtenues à partir des agriculteurs ou des bases de connaissance agricoles

Les méthodes développées dans cette thèse pourraient être appliquées aux produits des systèmes spatiaux conçus pour le suivi temporel, *e.g.* Formosat-2, Sentinel-2 (ESA-UE), RapidEye (DLR), etc. A terme, la généralisation de ces méthodes sur un grand nombre de paysages agricoles (européens, méditerranéens, etc.) pourrait offrir de nouvelles opportunités dans les prises de décision et le suivi des surfaces agricoles par télédétection.

Rapport-Gratuit.com

Liste des tableaux

Tableau 1. Caractéristiques des principaux capteurs fournissant des séries temporelles d'images. 18
Tableau 2. Caractéristiques des images SPOT issues de la base de données Kalideos ISLE-Réunion et utilisées dans cette thèse. (XI : mode multi-spectral de SPOT 4 ; J : mode multi-spectral de SPOT 5). 41
Tableau 3. Caractéristiques des trois exploitations de canne à sucre à La Réunion. 46
Tableau 4. Paramètres atmosphériques aux dates d'acquisition d'images SPOT : Pression atmosphérique (Pression), taux de vapeur d'eau (H_2O), taux d'Ozone (Ozone) et épaisseur optique à 550 nm (τ_{550}). 67
Tableau 5. Valeurs moyennes et maximales des écarts types (sur 18 dates) calculées pour les réflectances des cibles invariantes de validation dans les quatre bandes spectrales (B1 : Vert ; B2 : Rouge ; B3 : PIR ; B4 : MIR). 72
Tableau 6. Valeurs des coefficients a et b nécessaires pour l'estimation du LAI selon la variété de canne à la Réunion (Source : Martiné, 2004). 88
Tableau 7. Définition des variables extraites à partir de la série temporelle d'images satellite (SAT), du modèle de culture (MOD) et des connaissances expertes (EXP). 100
Tableau 8. Définition et formulation des indicateurs utilisés dans le système d'aide à la décision. Figurent aussi les variables impliquées dans chaque définition d'une façon directe ou indirecte (*), *i.e.* dans la partition, ainsi que les sources d'informations utilisées (SAT : Série temporelle d'images satellite ; MOD : Modèle de culture ; EXP : Connaissances expertes). 103
Tableau 9. Intitulés et descriptions des labels linguistiques associés aux partitions des indicateurs, et marges d'ambigüité (entre les ensembles) associées aux indicateurs flous. 104
Tableau 10. Exemples de règles définies par expertise, avec des illustrations indiquant respectivement en blanc, bleu foncé et bleu clair les positions des points NDVI (t), NDVI (t') et NDVI (t''), et en rouge les acquisitions avec nuages. 111
Tableau 11. Matrice de confusion obtenue en comparant les décisions prises à l'aide du système à base de règles expertes (pour μ_{conf} égal à 0) avec la vérité terrain sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel en 2002 et 2003. 126
Tableau 12. Exemple d'une base de règles générée par le logiciel Fispro© en utilisant 10% de données de Barau et Caruel en 2003 et 2004 pour faire l'apprentissage (6 parcelles) 138

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Liste des figures

Figure 1. Localisation de l'île de La Réunion. 31
Figure 2. Photo de canne à sucre à La Réunion (© V. Lebourgeois) 32
Figure 3. Classification des exploitations cannières selon leur surface en canne (Source : DAF Réunion, Février 2006). 33
Figure 4. Coupe mécanique d'une parcelle de canne à la Réunion (© M. El Hajj). 34
Figure 5. Dates d'acquisition des images SPOT dans les séries temporelles de 2003, 2004, 2006 et 2007..... 40
Figure 6. Localisation des exploitations de M.Barau, M. Caruel et M.Isautier sur l'île de la Réunion, et des stations météorologiques. 43
Figure 7. Précipitations mensuelles enregistrées en 2003, 2004, 2006 et 2007 dans les stations météorologiques situées à coté des exploitations de M. Caruel (Nord), M. Barau (Nord) et de M. Isautier (Sud). 45
Figure 8 Champ de vue des instruments HRG 1&2 du satellite SPOT-5..... 51
Figure 9. Organigramme de la technique de sélection automatique des cibles invariantes..... 59
Figure 10. Histogramme et valeur moyenne obtenus pour le canal Vert de l'image de différence calculée à partir des images acquises le 26 février 2003 et le 13 mai 2004 (référence) : a) avant l'application des masques, b) après l'application du masque des nuages, c) après l'application de tous les masques (nuages, saturation, parcelles de canne, océan). 60
Figure 11. Cibles invariantes sélectionnées automatiquement sur l'ensemble des images : chaque point noir correspond à une cible..... 61
Figure 12. Régressions linéaires calculées automatiquement dans les quatre bandes spectrales (Vert, Rouge, PIR et MIR) pour normaliser l'image du 06 novembre 2004 par rapport à celle du 13 mai 2004. 62
Figure 13. Les bandes spectrales des satellites SPOT-4&5 (B1 = Vert ; B2 = Rouge ; B3 = PIR ; B4 = MIR) et les transmissions des gaz entre 0,45µm et 1,9µm (source : le modèle atmosphérique US62 avec une teneur en vapeur d'eau de 1,424 $g.cm^{-2}$ et une quantité d'ozone de 0,344 cm.atm). 63
Figure 14. Illustration des phases de correction radiométrique d'une image SPOT pour passer du compte numérique à la réflectance au sol. 66
Figure 15. Localisation (en jaune) des cibles invariantes sélectionnées manuellement (CI_{Man}) sur l'image SPOT-5 (Rouge : B4 ; Vert : B3 ; Bleu : B1) acquise le 13/05/2004. 68
Figure 16. Valeurs moyennes des réflectances de 20 cibles invariantes sélectionnées manuellement utilisées pour valider la technique de sélection automatique. 69
Figure 17. Comparaison des réflectances normalisées obtenues par les deux méthodes de sélection des cibles invariantes (automatique et manuel) pour un jeu de données de 20 cibles indépendantes sélectionnées par interprétation visuelle. 70
Figure 18. Comparaison des réflectances des cibles invariantes sélectionnées manuellement corrigées par 6S (réflectances TOC) et celles corrigées par la normalisation radiométrique relative. 71
Figure 19. Exemples de profils temporels de cibles invariantes (forêt dense, bâtis, lave volcanique) dans le MIR obtenus à partir des images en réflectance TOA, des images en réflectance TOC et des images en réflectance TOA normalisée. 73
Figure 20. Comparaison des valeurs de NDVI calculées à l'échelle de la parcelle à partir des images corrigées par 6S (NDVI TOC) et des images normalisées (à toutes les dates et pour toutes les parcelles). 74
Figure 21. a) Comparaison des valeurs de pente dans les profils temporels de NDVI corrigés par 6S (NDVI TOC) et ceux normalisés relativement. b) Profils temporels de NDVI calculé pour une parcelle de canne à partir des TOA réflectances, des réflectances TOA relativement normalisée et des réflectances TOC. 75
Figure 22. Exemple de profils temporels de NDVI et de réflectances calculés à l'échelle de la parcelle pour a) une repousse et b) une plantation. 82

Figure 23. Variabilité spatio-temporelle du NDVI à l'échelle de l'exploitation de M. Caruel. En bleu les profils temporels de NDVI pour quelques parcelles en repousse et en rouge le profil pour une parcelle nouvellement plantée. 84
Figure 24. Exemples de profils temporels incomplets de NDVI et de MIR pour une repousse. La coupe de 2003 de cette parcelle ne peut pas être détectée par les différences bi-dates de NDVI et de MIR. 86
Figure 25. Relation entre le LAI (mesuré *in situ*) et le NDVI (SPOT). 88
Figure 26. Des profils temporels de LAI, de NDVI simulé en utilisant le modèle MOSICAS et de NDVI calculé à partir des images SPOT pour la même parcelle. 89
Figure 27. Exemple de relations entre la date de coupe (date de début de simulation de NDVI par MOSICAS) et le temps nécessaire (Tn) pour qu'une parcelle de canne atteigne un niveau $NDVI_{Seuil}$ de NDVI. La date de coupe correspond dans le système expert à la date d'acquisition satellite *t'*. 90
Figure 28. Un exemple illustrant comment les simulations de MOSICAS peuvent fournir une information utile en cas de manque d'acquisitions. 91
Figure 29. Comparaison entre les profils temporels de NDVI SPOT et ceux du NDVI simulés par MOSICAS pour une parcelle en repousse puis en plantation. 92
Figure 30. Des exemples de connaissances expertes qui permettent de définir des contraintes temporelles : a) la longueur nominale du cycle de canne ; b) les dates d'ouverture et de fermeture des usines sucrières..... 93
Figure 31. Exemple d'une partition de NDVI. 95
Figure 32. Structure et composants du système d'aide à la décision. 98
Figure 33. Ensembles flous du NDVI (*i.e.* indicateurs In1 et In2) avec des profils de NDVI de plusieurs parcelles en fonction de la somme de degrés-jour depuis la date de coupe..... 102
Figure 34. Intervalles temporels utilisés pour la localisation des dates d'acquisitions satellites. 105
Figure 35. Sortie du système d'aide à la décision avec la base de règles expertes (NC = Non Coupe ; JSP = Je ne Sais Pas ; C = Coupe)..... 106
Figure 36. Sous-zones (1 à 9) de profil temporel de NDVI. 107
Figure 37. Schéma général d'un arbre de décision flou. Les nœuds In_i, …, In_k sont des sous-ensembles de valeurs d'indicateurs, les FSS sont les sous-ensembles flous utilisés dans la partition de chaque indicateur, et C (coupe) et NC (Non Coupe) sont les possibilités de la sortie. Chaque chemin entre la racine et une feuille constitue une règle de décision (*e.g.*, Règle x : Si In_i est FSS_1 et In_j est FSS_3 Alors C)..... 112
Figure 38. Illustration du processus de construction de jeu d'apprentissage pour la génération automatique des règles. 113
Figure 39. Exemple d'une règle induite par apprentissage et illustration du scénario correspondant..... 114
Figure 40. Illustration de la méthode d'inférence de Mamdani sur un exemple avec deux règles seulement et deux indicateurs d'entrée dont les valeurs sont respectivement x_1 et x_2. 115
Figure 41. Séries temporelles utilisées pour évaluer le système à base de règles expertes sur les sites d'étude, et dates de début et de fin des campagnes de récolte. 123
Figure 42. Performances du système à base de règles expertes obtenues pour les parcelles de M. Barau et M. Caruel en 2003 et 2004 avec différents seuils de confiance μ_{conf}.. (PP Coupe et PP Non coupe : précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » respectivement ; PG : précision globale ; JSP : décisions « Je ne sais pas »). 126
Figure 43. Taux d'erreurs de commission et d'omission des classes « Coupe » et « Non Coupe » obtenues pour les parcelles de M. Barau et M. Caruel en 2003 et 2004 avec différents seuil de confiance μ_{conf}. 127
Figure 44. Valeurs moyennes de stabilité des décisions « Coupe » et « Non Coupe » obtenues lors de l'application du système à base de règles expertes sur les parcelles de M. Barau et M. Caruel en 2003 et 2004. 128
Figure 45. Performances globales du système à base de règles expertes lors de son application sur différents sites d'études et différentes années. (PG : précision globale ; JSP : décisions « Je ne sais pas » ; PP Coupe et PP Non coupe : précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » respectivement ; VSM Coupe et VSM Non coupe : valeurs de stabilité moyenne des décisions « Coupe » et « Non coupe » respectivement). .. 129
Figure 46. Profils temporels de NDVI des parcelles pour lesquelles le système à base de règles expertes a pris de mauvaises décisions. 130
Figure 47. Un exemple illustrant le passage d'une partition floue à une partition non-floue..... 131
Figure 48. Sur l'axe le plus bas, les dates d'acquisition satellite de la série complète (9 images / an); Sur les autres axes, les échantillonnages réalisés pour construire des séries avec 5, 4, 3 et 2 images par an respectivement. 133
Figure 49. Performances du système à base de règles expertes en fonction du nombre d'images par an (PG : précision globale ; PP Coupe et PP Non coupe : précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » respectivement)..... 134
Figure 50. Performances du système à base de règles induites par apprentissage obtenues pour les parcelles de M. Barau et M. Caruel en 2003 et 2004, en utilisant différents pourcentages de jeu d'apprentissage (PG :

précision globale ; PP Coupe et PP Non coupe : précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » respectivement). Les valeurs représentées correspondent à la moyenne obtenue pour 10 itérations et la barre d'erreur correspond à l'écart type. 136
Figure 51. Nombres de règles générées automatiquement en utilisant les différents pourcentages de jeu d'apprentissage. Chaque barre représente le nombre moyen des règles obtenues pour 10 itérations et la barre d'erreur correspond à l'écart type. 137
Figure 52. Performances du système à base de règles induites par apprentissage en fonction du nombre d'images par an (PG : précision globale ; PP Coupe et PP Non coupe : précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » respectivement). Les valeurs représentées correspondent à la moyenne obtenue pour les différentes configurations d'apprentissage ; la barre d'erreur correspond à l'écart-type. 139
Figure 53. Variation du nombre de règles générées par apprentissage en fonction du nombre d'images dans la série ; chaque barre correspond à la moyenne obtenue pour toutes les configurations d'apprentissage, et les barres d'erreur représentent les écarts-types. 140
Figure 54. Partitions du NDVI selon les configurations floues (a) « Config_Fuz1 » et (b) « Config_Fuz2 » et les configurations non-floues (c) « Config_Crisp1 » et (d) « Config_Crisp2 »..... 141
Figure 55. Différences dans les valeurs de précision globale (PG) obtenues en comparant la configuration experte de partition « Config_Fuz1 » aux configurations « Config_Fuz2 », « Config_Crisp1 » et « Config_Crisp2 ». Chaque barre représente la valeur moyenne calculée pour les différentes configurations d'apprentissage, et la barre d'erreur représente l'écart-type. 142
Figure 56. Performances de la deuxième version du système pour les différentes fréquences d'acquisition en utilisant les différentes combinaisons de sources d'informations (SAT : série temporelle d'images satellite ; SAT* : idem que SAT mais sans les indicateurs liés au Moyen Infra-rouge; MOD : modèle de canne ; EXP : une partie des connaissances expertes). 143
Figure 57. Contributions du modèle de canne à sucre, d'une partie des connaissances expertes et du MIR dans la précision globale (PG) du système à base de règles induites par apprentissage..... 145
Figure 58. Contribution du modèle de canne à sucre dans les précisions du producteur pour la classe « Coupe » (PP Coupe) et « Non Coupe ». Les barres d'histogramme correspondent à la moyenne obtenue pour les différentes configurations d'apprentissage ; la barre d'erreur représente l'écart-type. 146
Figure 59 Comparaison entre les performances des deux versions du système (Version 1 : règles définies par expertise ; Version 2 : règles induites par apprentissage) en les appliquant sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel en 2003 et 2004 avec des séries temporelles de 9, 5, 4, 3 et 2 images par an (ipa). (PG : précision globale ; PP Coupe et PP Non coupe : précision du producteur pour les classes « Coupe » et « Non coupe » respectivement) 148

Références

Abdel-Rahman, E.M., Ahmed, F.B., 2008. The application of remote sensing techniques to sugarcane (Saccharum spp. hybrid) production: A review of the literature. International Journal of Remote Sensing 29, 3753-3767.

Almeida, T.I.R., De Souza Filho, C.R., Rossetto, R., 2006. ASTER and Landsat ETM+ images applied to sugarcane yield forecast. International Journal of Remote Sensing 27, 4057-4069.

Anderson, G.P., Chetwynd, J.H., Theriault, J.-M., Acharya, P., Berk, A., Robertson, D.C., Kneizys, F.X., Hoke, M.L., Abreu, L.W., Shettle, E.P., 1993. MODTRAN2: suitability for remote sensing. In: Kohnle, A., Miller Walter, B. (Eds.), Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering. Publ by Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, Orlando, FL, USA, pp. 514-525.

Andrefouet, S., 2000. A fuzzy-possibilistic scheme of study for objects with indeterminate boundaries: Application to french polynesian reefscapes. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 38, 257-270.

Andréfouët, S., Muller-Karger, F.E., Hochberg, E.J., Hu, C., Carder, K.L., 2001. Change detection in shallow coral reef environments using Landsat 7 ETM+ data. Remote Sensing of Environment 78, 150-162.

Azzali, S., Menenti, M., 2000. Mapping vegetation-soil-climate complexes in southern Africa using temporal Fourier analysis of NOAA-AVHRR NDVI data. International Journal of Remote Sensing 21, 973-996.

Baldwin, J.F., 1991. A new approach to inference under uncertainty for knowledge based systems. Symbolic and Quantitative Approaches to Uncertainty, Marseille, pp. 107-114.

Bappel, E., 2005. Apport de la télédétection aerospatiale pour l'aide à la gestion de la sole cannière réunionnaise. CIRAD. Thèse de doctorat de l'Université de La Réunion, p. 277.

Bappel, E., Bégué, A., Martiné, J.F., Pellegrino, A., Siegmund, B., 2005. Assimilation of a biophysical parameter estimated by remote sensing using SPOT 4&5 data into a sugarcane yield forecasting model. ISSCT, Guatemala, p. 4.

Baron, C., Sultan, B., Balme, M., Sarr, B., Traore, S., Lebel, T., Janicot, S., Dingkuhn, M., 2005. From GCM grid cell to agricultural plot: Scale issues affecting modelling of climate impact. Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences 360, 2095-2108.

Bastiaanssen, W.G.M., Ali, S., 2003. A new crop yield forecasting model based on satellite measurements applied across the Indus Basin, Pakistan. Agriculture, Ecosystems and Environment 94, 321-340.

Bastidas-Obando, E., Carbonell-Gonzalez, J., 2007. Evaluating the applicability of MODIS data for forecasting sugarcane yields in Colombia. Proceedings of the International Society of Sugar Cane Technologists (ISSCT), Durban, South Africa, p. 4.

Bayarjargal, Y., Karnieli, A., Bayasgalan, M., Khudulmur, S., Gandush, C., Tucker, C.J., 2006. A comparative study of NOAA-AVHRR derived drought indices using change vector analysis. Remote Sensing of Environment 105, 9-22.

Bégué, A., Degenne, P., Baillarin, F., Lemonnier, H., Lebourgeois, V., Gargaros, D., 2005. Projet SUCRETTE (SUivi de la Canne à sucRE par TélédeTEction), compte-rendu de fin de recherche. Laboratoire Geotrop du CIRAD AMIS, Montpellier, p. 114.

Bégué, A., Degenne, P., Pellegrino, A., Todoroff, P., Baillarin, F., 2004. Application of remote sensing technology to monitor sugar cane cutting and planting in Guadeloupe (French West Indies). Geomatica, Cuba, p. 11.

Bégué, A., Lebourgeois, V., Bappel, E., Todoroff, P., Pellegrino, A., Baillarin, F., Siegmund, B., 2008. Spatio-temporal variability of sugarcane fields and recommendations for yield forecast using NDVI. International Journal of Remote Sensing (Accepted), 21p.

Blackburn, G.A., Ferwerda, J.G., 2008. Retrieval of chlorophyll concentration from leaf reflectance spectra using wavelet analysis. Remote Sensing of Environment 112, 1614-1632.

Boles, S.H., Xiao, X., Liu, J., Zhang, Q., Munkhtuya, S., Chen, S., Ojima, D., 2004. Land cover characterization of Temperate East Asia using multi-temporal VEGETATION sensor data. Remote Sensing of Environment 90, 477-489.

Bontemps, S., Bogaert, P., Titeux, N., Defourny, P., 2008. An object-based change detection method accounting for temporal dependences in time series with medium to coarse spatial resolution. Remote Sensing of Environment 112, 3181-3191.

Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A., Stone, C.J., 1984. Classification and Regression Trees. Belmont CA.

Browne, M.W., 2000. Cross-validation methods. Journal of Mathematical Psychology 44, 108-132.

Chavez Jr, P.S., 1996. Image-based atmospheric corrections - Revisited and improved. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 62, 1025-1036.

Chen, X., Vierling, L., Deering, D., 2005. A simple and effective radiometric correction method to improve landscape change detection across sensors and across time. Remote Sensing of Environment 98, 63-79.

CIRAD, 2008. La canne aux multiples ressources. CIRAD.

CNES, 2007. Images Spot: copyrigth CNES, Distribution Spot Image.

Collins, J.B., Woodcock, C.E., 1996. An assessment of several linear change detection techniques for mapping forest mortality using multitemporal landsat TM data. Remote Sensing of Environment 56, 66-77.

Congalton, R.G., 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. Remote Sensing of Environment 37, 35-46.

Coppin, P., Jonckheere, I., Nackaerts, K., Muys, B., 2004. Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. International Journal of Remote Sensing 25, 1565-1596.

Crist, E.P., Cicone, R.C., 1984. Application of the Tasseled Cap concept to simulated Thematic Mapper data. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 50, 343-352.

DeBoissezon, H., Sand, A., 2006. Reference Remote Sensing Data Bases: Temporal series of calibrated and ortho-rectified satellite images for scientific use. Proceedings of Recent Advances in Quantitative Remote Sensing, Valencia, Spain.

Defries, R.S., Belward, A.S., 2000. Global and regional land cover characterization from satellite data: An introduction to the Special Issue. International Journal of Remote Sensing 21, 1083-1092.

Delecolle, R., Maas, S.J., Guerif, M., Baret, F., 1992. Remote sensing and crop production models: present trends. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 47, 145-161.

Dempster, A.P., 1968. A generalisation of bayesian inference. Journal of the Royal Statistical Society B 30, 205-247.

Desachy, J., Roux, L., Zahzah, E.H., 1996. Numeric and symbolic data fusion: A soft computing approach to remote sensing images analysis. Pattern Recognition Letters 17, 1361-1378.

Du, Y., Teillet, P.M., Cihlar, J., 2002. Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite images with quality control for land cover change detection. Remote Sensing of Environment 82, 123-134.

Dubois, D., Prade, H., 1979. Fuzzy real algebra: Some results. Fuzzy Sets and Systems 2, 327-348.

Dubois, D., Prade, H., 1985. Théorie des possibilités: applications á la representation des connaissances en informatique. Masson, Paris.

El Hajj, M., Bégué, A., Guillaume, S., 2007a. Multi-source information fusion: Monitoring sugarcane harvest using multi-temporal images, crop growth modelling, and expert knowledge. MultiTemp-2007, Fourth International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images. IEEE 2007, Leuven, Belgium, p. 6.

Paper-Gratuit.com

El Hajj, M., Bégué, A., Guillaume, S., Martiné, J.F., 2008a. Combining multi-source information for crop monitoring. The 11th International Conference on Information Fusion, Cologne, Germany, p. 7.

El Hajj, M., Bégué, A., Guillaume, S., Martiné, J.F., 2008b. Integrating SPOT-5 time series, crop growth modeling and expert knowledge to monitor agricultural practices - The case of sugarcane harvest in Reunion Island. Remote Sensing of Environment (Accepted).

El Hajj, M., Bégué, A., Lafrance, B., Hagolle, O., Dedieu, G., Rumeau, M., 2008c. Relative radiometric normalization and atmospheric correction of a SPOT 5 time series. Sensors 8, 2774-2791.

El Hajj, M., Guillaume, S., Bégué, A., 2008d. Fusion d'informations multi-sources pour le suivi des coupes de canne à sucre à La Réunion. LFA, Rencontres francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Lens, p. 8.

El Hajj, M., Rumeau, M., Bégué, A., Hagolle, O., G., D., 2007b. Radiometric normalization of high spatial resolution multi-temporal imagery: A comparison between a relative method and atmospheric correction. SPIE Europe Remote Sensing - The International Society for Optical Engineering, Florence, Italy, p. 10.

Elvidge, C.D., Ding, Y., Weerackoon, R.D., Lunetta, R.S., 1995. Relative radiometric normalization of Landsat multispectral scanner (MSS) data using an automatic scattergram-controlled regression. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 61, 1255-1260.

Fauconnier, B., Bassereau, D., 1970. La canne sucre. Paris, G-P Maisonneuve et Larose (Ed.).

Fauvel, M., Chanussot, J., Benediktsson, J.A., 2005. Fusion of methods for the classification of remote sensing images from Urban areas. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Seoul, pp. 2819-2822.

Fortes, C., Dematte, J.A.M., 2006. Discrimination of sugarcane varieties using Landsat 7 ETM+ spectral data. International Journal of Remote Sensing 27, 1395-1412.

Foucher, S., Boucher, J.M., Bénie, G.B., 2003. Multiscale Classification and Filtering of SAR Images Using Dempster-Shafer Theory. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Toulouse, pp. 197-199.

Fraser, R.H., Abuelgasim, A., Latifovic, R., 2005. A method for detecting large-scale forest cover change using coarse spatial resolution imagery. Remote Sensing of Environment 95, 414-427.

Furby, S.L., Campbell, N.A., 2001. Calibrating images from different dates to 'like-value' digital counts. Remote Sensing of Environment 77, 186-196.

Gers, C., Schmidt, E., 2001. Using SPOT4 satellite imagery to monitor area harvested by small scale sugarcane farmers at Umfolozi. 75th South African Sugar Technologists' Association (SASTA), pp. 28-33.

Gers, C.J., 2003. Remotely sensed sugarcane phenological characteristics at Umfolozi South Africa. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Toulouse, pp. 1010-1012.

Gill, S.J., Milliken, J., Beardsley, D., Warbington, R., 2000. Using a Mensuration Approach with FIA Vegetation Plot Data to Assess the Accuracy of Tree Size and Crown Closure Classes in a Vegetation Map of Northeastern California. Remote Sensing of Environment 73, 298-306.

Gopal, S., Woodcock, C.E., Strahler, A.H., 1999. Fuzzy Neural Network Classification of Global Land Cover from a 1° AVHRR Data Set. Remote Sensing of Environment 67, 230-243.

Guerif, M., Duke, C.L., 2000. Adjustment procedures of a crop model to the site specific characteristics of soil and crop using remote sensing data assimilation. Agriculture, Ecosystems & Environment 81, 57-69.

Guillaume, S., 2001. Designing Fuzzy Inference Systems from Data: An Interpretability-Oriented Review. IEEE Transactions on Fuzzy Systems 9, 426-443.

Guillaume, S., Charnomordic, B., Lablée, J.-L., 2002. FisPro: Logiciel open source pour les systèmes d'inférence floue. http://www.inra.fr/bia/M/fispro. INRA-Cemagref.

Hall, F.G., Strebel, D.E., Nickeson, J.E., Goetz, S.J., 1991. Radiometric rectification: toward a common radiometric response among multidate, multisensor images. Remote Sensing of Environment 35, 11-27.

Houlès, V., El Hajj, M., Bégue, A., 2006. Radiometric normalization of a spot 4 and spot 5 time series of images (ISLE-Reunion) for agriculture applications. Revue Francaise de Photogrammetrie et de Teledetection, 31-37.

Hubert-Moy, L., 2004. Occupation du sol et Télédétection : De l'inventaire à la mdélisation prédictive. Mémoire d'habilitation à diriger des recherches. COSTEL UMR CNRS 6554 LETG. Université de Rennes 2 - Haute Bretagne, p. 278.

Hubert-Moy, L., Lecerf, R., Corpetti, T., Dubreuil, V., 2005. Monitoring winter vegetation cover using multitemporal modis data. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Seoul, pp. 2113-2116.

Hyde, P., Dubayah, R., Walker, W., Blair, J.B., Hofton, M., Hunsaker, C., 2006. Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using multi-sensor (LiDAR, SAR/InSAR, ETM+, Quickbird) synergy. Remote Sensing of Environment 102, 63-73.

Ichihashi, H., Shirai, T., Nagasaka, K., Miyoshi, T., 1996. 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 81, 157-167.

Inglada, J., 2001. Etat de l'art en détection de changement sur les images de télédétection. Note technique. CNES, Toulouse, p. 21.

Ingram, J.C., Dawson, T.P., 2005. Inter-annual analysis of deforestration hotspots in Madagascar from high temporal resolution satellite observations. International Journal of Remote Sensing 26, 1447-1461.

INRA, STICS. Simulateur mulTIdisciplinaire pour les Cultures Standard http://www.avignon.inra.fr/stics/.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Jensen, J.R., 1981. Urban change detection mapping using Landsat digital data. American Cartographer 8, 127-147.

Krishna Rao, P.V., Venkateswara Rao, V., Venkataratnam, L., 2002. Remote sensing : A technology for assessment of sugarcane crop acreage and yield. Sugarcane Technology 40, 97-101.

Laba, M., Downs, R., Smith, S., Welsh, S., Neider, C., White, S., Richmond, M., Philpot, W., Baveye, P., 2008. Mapping invasive wetland plants in the Hudson River National Estuarine Research Reserve using quickbird satellite imagery. Remote Sensing of Environment 112, 286-300.

Lafrance, B., 2006. Rapport technique. Traitement des produits SPOT 1A du projet ISLE REUNION. CNES, p. 103.

Largouët, C., 2000. Aide à l'interprétation d'une séquence d'images par la modélisation du système observé. Application à la reconnaissance de l'occupation du sol. Thèse de doctorat de l'Université de Rennes I, p. 188.

Launay, M., Guerif, M., 2005. Assimilating remote sensing data into a crop model to improve predictive performance for spatial applications. Agriculture, Ecosystems & Environment 111, 321-339.

Le Hégarat-Mascle, S., Seltz, R., 2004. Automatic change detection by evidential fusion of change indices. Remote Sensing of Environment 91, 390-404.

Le Hegarat-Mascle, S., Seltz, R., Hubert-Moy, L., Corgne, S., Stach, N., 2006. Performance of change detection using remotely sensed data and evidential fusion: Comparison of three cases of application. International Journal of Remote Sensing 27, 3515-3532.

Lebourgeois, V., Begue, A., Degenne, P., Bappel, E., 2007. Improving sugarcane harvest and planting monitoring for smallholders with geospatial technology: The Reunion Island experience. International Sugar Journal 109, 109-117.

Lee, T., Richards, J.A., Swain, P.H., 1986. Probabilistic and evidential approaches for multisource data analysis. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-25, 283-293.

Li, Y., Vodacek, A., Zhu, Y., 2007. An automatic statistical segmentation algorithm for extraction of fire and smoke regions. Remote Sensing of Environment 108, 171-178.

Lobell, D.B., 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 & Environment 94, 205-220.

Lucas, R., Rowlands, A., Brown, A., Keyworth, S., Bunting, P., 2007. Rule-based classification of multi-temporal satellite imagery for habitat and agricultural land cover mapping. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 62, 165-185.

Lyon, J.G., Yuan, D., Lunetta, R.S., Elvidge, C.D., 1998. A change detection experiment using vegetation indices. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 64, 143-150.

Maignan, F., Breon, F.M., Bacour, C., Demarty, J., Poirson, A., 2008. Interannual vegetation phenology estimates from global AVHRR measurements: Comparison with in situ data and applications. Remote Sensing of Environment 112, 496-505.

Malila, W.A., 1980. Change vector analysis: An approach for detecting forest changes with Landsat. Proceedings of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 326-336.

Mamdani, E.H., Assilian, S., 1975. Experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. International Journal of Man-Machine Studies 7, 1-13.

Martiné, J.F., 2003. Modélisation de la production potentielle de la canne à sucre en zone tropicale, sous conditions thermiques et hydriques contrastées. Applications du modèle. CIRAD. Thèse de doctorat de l'Institut national agronomique Paris-Grignon, Saint-Denis, La Réunion, p. 131.

Martiné, J.F., 2004. Estimation de la surface totale de limbes verts totaux/ tige. Rapport technique. CIRAD, La Bretagne, p. 2.

Martiné, J.F., Todoroff, P., 2002. Le modèle de croissance Mosicas et sa plateforme de simulation Simulex: état des lieux et perspectives. Revue Agricole et Sucrière de l'Ile Maurice 81, 133-147.

Mas, J.F., 2000. A review of methods and techniques of remote detection of change. Une revue des méthodes et des techniques de télédétection du changement 26, 349-362.

McCloy, K.R., Lucht, W., 2004. Comparative evaluation of seasonal patterns in long time series of satellite image data and simulations of a global vegetation model. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 42, 140-153.

Mercier, G., Hubert-Moy, L., Houet, T., Gouéry, P., 2005. Estimation and monitoring of bare soil/vegetation ratio with spot vegetation and HRVIR. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 43, 348-353.

Metternicht, G., 2001. Assessing temporal and spatial changes of salinity using fuzzy logic, remote sensing and GIS. Foundations of an expert system. Ecological Modelling 144, 163-179.

Meygret, A., 2007. SPOT absolute calibration : synthesis. CNES technical report, S5-NT-0-2880-CN, Ed2, rev 0.

Moisan, Y., Bernier, M., Dubois, J.M.M., 1999. Détection des changements dans une série d'images ERS-1 multidates à l'aide de l'analyse en composantes principales. International Journal of Remote Sensing 20, 1149-1167.

Moulin, S., Bondeau, A., Delécolle, R., 1998. Combining agricultural crop models and satellite observations: From field to regional scales. International Journal of Remote Sensing 19, 1021-1036.

Muchoney, D.M., Haack, B.N., 1994. Change detection for monitoring forest defoliation. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 60, 1243-1251.

Nielsen, A.A., 2007. The regularized iteratively reweighted MAD method for change detection in multi- and hyperspectral data. IEEE Transactions on Image Processing 16, 463-478.

Nielsen, A.A., Canty, M.J., 2005. Multi- and hyperspectral remote sensing change detection with generalized difference images by the IR-MAD method. Proceedings of the Third International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images 2005, Biloxi, MS, pp. 169-173.

Nielsen, A.A., Conradsen, K., Simpson, J.J., 1998. Multivariate alteration detection (MAD) and MAF postprocessing in multispectral, bitemporal image data: New approaches to change detection studies. Remote Sensing of Environment 64, 1-19.

Price, K.P., Egbert, S.L., Nellis, M.D., Lee, R.Y., Boyce, R., 1997. Mapping land cover in a high plains agro-ecosystem using a multidate landsat thematic mapper modeling approach. Transactions of the Kansas Academy of Science 100, 21–33.

Quinlan, J.R., 1986. Induction of decision trees. Machine Learning 1, 81-106.

Rahman, H., Dedieu, G., 1994. SMAC: a simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum. International Journal of Remote Sensing 15, 123-143.

Ridd, M.K., Liu, J., 1998. A comparison of four algorithms for change detection in an urban environment. Remote Sensing of Environment 63, 95-100.

Rudorff, B.F.T., Batista, G.T., 1990. Yield estimation of sugarcane based on agrometeorological-spectral models. Remote Sensing of Environment 33, 183-192.

Sakamoto, T., Yokozawa, M., Toritani, H., Shibayama, M., Ishitsuka, N., Ohno, H., 2005. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. Remote Sensing of Environment 96, 366-374.

Salvaggio, C., 1993. Radiometric scene normalization utilizing statistically invariant features. Proceedings of the workshop on atmospheric correction of Landsat imagery, Torrance, California, pp. 155–159.

Schmidt, E.J., Narciso, G., Frost, P., Gers, C., 2000. Application of remote sensing technology in the South African sugar industry : Review of recent research findings. Proceedings of the 74th South African Sugar Technologists' Association (SASTA), Durban, South Africa, p. 19.

Schott, J.R., Salvaggio, C., Volchok, W.J., 1988. Radiometric scene normalization using pseudoinvariant features. Remote Sensing of Environment 26, 1-16.

Séguis, L., Puech, C., 1997. Méthode de détermination des invariants radiométriques adaptée au paysage semi-aride de l'Afrique de l'Ouest. International Journal of Remote Sensing 18, 255-271.

Shafer, G., 1976. A mathematical theory of evidence. Princeton University Press. Princeton, NJ.

Shettle, E.P., Fenn, R.W., 1979. Models for the Aerosols of the Lower Atmosphere and the Effects of Humidity Variation on their Optical Properties. Air Force Geophysics Laboratory.

Shimoda, H., Hong, S.-p., Fukue, K., Sakata, T., 1991. A multi-temporal classification method using Dempster-Shafer model. In: Anon (Ed.), Digest - International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Publ by IEEE, Espoo, Finl, pp. 1831-1834.

Simoes, M.D.S., Rocha, J.V., Lamparelli, R.A.C., 2005. Spectral variables, growth analysis and yield of sugarcane. Scientia Agricola 62, 199-207.

Simone, G., Farina, A., Morabito, F.C., Serpico, S.B., Bruzzone, L., 2002. Image fusion techniques for remote sensing applications. Information Fusion 3, 3-15.

Singh, A., 1989. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. International Journal of Remote Sensing 10, 989-1003.

Solaiman, B., 1999. Multisensor data fusion using fuzzy concepts: application to land-cover classification using ers-l/jers-1 sar composites. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 37, 1316-1326.

Song, C., Woodcock, C.E., Seto, K.C., Lenney, M.P., Macomber, S.A., 2001. Classification and change detection using Landsat TM data: When and how to correct atmospheric effects? Remote Sensing of Environment 75, 230-244.

Swain, P.H., 1985. Approaches to computer reasoning in remote sensing and geographic information processing: a survey. In: Carver Keith, R. (Ed.), Digest - International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). IEEE, Amherst, MA, USA, pp. 687-692.

Tanre, D., 1990. Description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum: the 5S code. International Journal of Remote Sensing 11, 659-668.

Tapia, R., Stein, A., Bijker, W., 2005. Optimization of sampling schemes for vegetation mapping using fuzzy classification. Remote Sensing of Environment 99, 425-433.

Teillet, P.M., Fedosejevs, G., 1995. On the dark target approach to atmospheric correction of remotely sensed data. Canadian Journal of Remote Sensing 21, 374-387.

Ueno, M., Kawamitsu, Y., Sun, L., Taira, E., Maeda, K., 2005. Combined applications of NIR, RS and GIS for sustainable sugarcane production. Proceedings of the International Society of Sugar Cane Technologists (ISSCT), Guatemala, pp. 204-210.

Van Cleynenbreugel, J., Osinga, S.A., Fierens, F., Suetens, P., Oosterlinck, A., 1991. Road extraction from multi-temporal satellite images by an evidential reasoning approach. Pattern Recognition Letters 12, 371-380.

Vermote, E.F., Tanre, D., Deuze, J.L., Herman, M., Morcrette, J.J., 1997. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6s: an overview. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 35, 675-686.

Wardlow, B.D., Egbert, S.L., 2003. A State-Level Comparative Analysis of the GAP and NLCD Land-Cover Data Sets. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 69, 1387-1397.

Wardlow, B.D., Egbert, S.L., 2008. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data: An assessment for the U.S. Central Great Plains. Remote Sensing of Environment 112, 1096-1116.

Waser, L.T., Baltsavias, E., Ecker, K., Eisenbeiss, H., Feldmeyer-Christe, E., Ginzler, C., Küchler, M., Zhang, L., 2008. Assessing changes of forest area and shrub encroachment in a mire ecosystem using digital surface models and CIR aerial images. Remote Sensing of Environment 112, 1956-1968.

Westra, T., De Wulf, R.R., 2007. Monitoring Sahelian floodplains using Fourier analysis of MODIS time-series data and artificial neural networks. International Journal of Remote Sensing 28, 1595-1610.

Woodcock, C.E., Gopal, S., 2000. Fuzzy set theory and thematic maps: Accuracy assessment and area estimation. International Journal of Geographical Information Science 14, 153-172.

Woodcock, C.E., Macomber, S.A., Pax-Lenney, M., Cohen, W.B., 2001. Monitoring large areas for forest change using Landsat: Generalization across space, time and Landsat sensors. Remote Sensing of Environment 78, 194-203.

Xavier, A.C., Rudorff, B.F.T., Shimabukuro, Y.E., Berka, L.M.S., Moreira, M.A., 2006. Multi-temporal analysis of MODIS data to classify sugarcane crop. International Journal of Remote Sensing 27, 755-768.

Xiao, X., Boles, S., Frolking, S., Li, C., Babu, J.Y., Salas, W., Moore Iii, B., 2006. Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images. Remote Sensing of Environment 100, 95-113.

Yan, H., Cao, M., Liu, J., Tao, B., 2007. Potential and sustainability for carbon sequestration with improved soil management in agricultural soils of China. Agriculture, Ecosystems & Environment 121, 325-335.

Young, S.S., Wang, C.Y., 2001. Land-cover change analysis of China using global-scale pathfinder AVHRR landcover (PAL) data, 1982-92. International Journal of Remote Sensing 22, 1457-1477.

Yuan, D., Elvidge, C., 1998. NALC land cover change detection pilot study: Washington D.C. Area experiments. Remote Sensing of Environment 66, 166-178.

Zadeh, L.A., 1965. Fuzzy sets. Information and Control 8, 338–353.

Zadeh, L.A., 1978. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. Fuzzy Sets and Systems 1, 3-28.

Annexes des chapitres

Annexe 1 : Cycles de la canne à sucre à La Réunion 179

Annexe 2 : Généralités sur la canne à sucre 181

Annexe 3 : Quick-looks des images SPOT 183

Annexe 4 : Création d'un masque des nuages 187

Annexe 5 : Exemples de profils temporels de NDVI à l'échelle de la parcelle 189

Annexe 6 : Logique floue 193

Annexe 7 : Partitions des indicateurs flous 195

Annexe 8 : Règles expertes de décision 197

Annexe 9 : Résultats du système à base de règles expertes 205

Annexe 10 : Cartographie dynamique des coupes sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel en 2004 211

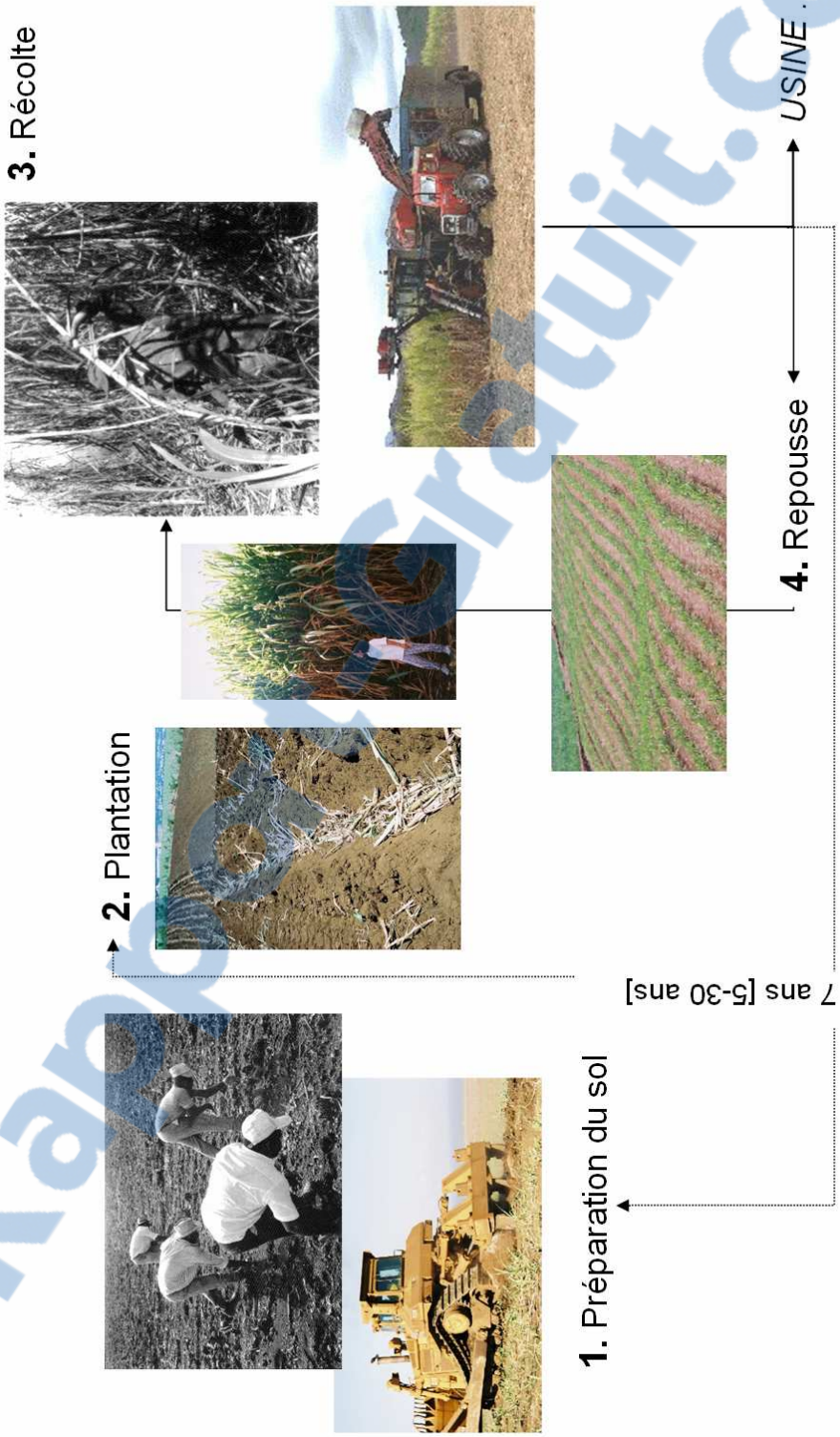
Annexe 11 : Matrices de confusion calculées à partir des résultats du système à base de règles expertes 215

Annexe 12 : Numéros et degrés d'activation des règles expertes impliquées dans la détection des coupes sur l'exploitation de M. Caruel en utilisant la série de 2003 217

Annexe 13 : Résultats du système à base de règles générées par apprentissage 219

Annexe 1 : Cycles de la canne à sucre à La Réunion

Dans cette annexe nous fournissons une schématisation du cycle total et du cycle de récolte de la canne à sucre à La Réunion (Source : Thèse d'Eric Bappel, 2005).



Rapport Gratuit.com

Annexe 2 : Généralités sur la canne à sucre

La canne à sucre, *Saccharum officinarum*, est une graminée tropicale originaire d'Asie. Chaque année, environ 20,1 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. Cultivée par des millions d'agriculteurs indépendants et par de grands complexes agro-industriels à travers le monde, elle produit les trois quarts du sucre mondial.

Les conditions de culture

La canne se développe dans des températures chaudes s'étalant en principe entre 10° et 30°C (les températures ne doivent en aucun cas descendre en dessous de 0°C). Lors de la phase de maturation (*i.e.* période au cours de laquelle la plante fabrique le plus de saccharose) les températures peuvent se situer entre 10°C et 20°C.

Les besoins en eau de la canne à sucre se situent en moyenne aux alentours de 1 500 mm par an, toutefois, la culture de la canne à sucre peut également avoir lieu dans des régions moins propices si un bon système d'irrigation est mis en place. Le sol doit être riche, lourd et assez poreux pour permettre une bonne pénétration et conservation de l'eau, mais il doit également être bien drainé, afin que le système racinaire de la plante, qui est assez important, se développe dans de bonnes conditions.

La croissance de la plante se fait de manière graduelle, assez lente au départ, elle s'accélère doucement jusqu'au début de la phase de maturation où le rythme de croissance ralentit de nouveau. La floraison de la canne dépend fortement des conditions environnementales, notamment de la quantité d'eau fournie, de la teneur en azote du sol et de la durée quotidienne d'ensoleillement. Cette étape ayant tendance à diminuer le rendement en sucre de la plante, les planteurs la préviennent souvent, soit en plantant des variétés hybrides qui ne fleurissent pas, soit, en pratiquant l'*écimage* de la plante.

Si ces diverses conditions sont réunies, les plants de canne à sucre arriveront à maturité au bout de 10 et 24 mois selon les régions (la moyenne se situant aux alentours de 16 mois). Ce moment est assez simple à déterminer, il intervient un mois après l'apparition de petites fleurs le long de la tige de la canne à sucre. Elle est alors coupée au plus près du sol en laissant

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

toutefois au moins un nœud apparent ; à savoir que c'est la partie inférieure de la tige qui contient le plus de saccharose. Cette opération peut se dérouler de manière manuelle quand c'est la tradition dans le pays ou quand le relief ne permet pas le recours aux machines. Une fois coupées, les tiges sont étêtées, débarrassées de leurs feuilles puis entassées sous forme d'andains. Lorsque la récolte se fait de manière mécanique, toutes les opérations de ramassage sont réalisées en un seul passage. Il arrive parfois que les champs soient brûlés avant d'être récoltés afin de les débarrasser des serpents et des rats, mais également pour éviter un important travail de main d'œuvre post-récolte (*e.g.* effeuillage et brûlage des débris végétaux).

La fragilité des plants de canne à sucre après ramassage explique la rapidité avec laquelle ils doivent être acheminés vers les sucreries et traités. En effet, plus le temps de stockage s'allonge, plus la teneur en sucre des plants diminue.

Les rendements

Plusieurs critères tels que le climat, la qualité des sols, la satisfaction des besoins en eau (soit naturellement, soit par le biais de l'irrigation) ainsi que la variété de plante cultivée ont une influence sur le rendement.

Le rendement mondial de la canne à sucre a augmenté à un rythme annuel de 0,6% entre 1961 et 2005 passant ainsi d'un rendement de 50 tonnes par hectare en 1961 à 65 tonnes en 2005 (FAOSTAT).

Coût de production du sucre de canne

Au niveau des coûts de production, la canne à sucre est plus compétitive que sa concurrente la betterave : son coût de revient est inférieur de 40%. Ce sont principalement les coûts de culture qui conduisent à cette différence car les coûts de production de la canne sont environ deux fois inférieurs à ceux de la betterave. Plusieurs facteurs jouent un rôle déterminant dans ce processus dont les plus importants sont le coût de l'énergie (la canne produit tout ou partie de l'énergie nécessaire à sa transformation) et le niveau du sucre tiré de la plante plus élevé pour la canne (Source : CNUCED[27]).

[27] Conférence des Nations Unies sur le Commerce Et le Développement

Annexe 3 : Quick-looks des images SPOT

Nous illustrons dans cette annexe les *quick-looks* des images SPOT utilisées dans cette thèse. Ces images sont issues de la base de données Kalideos Isle-Réunion©.

2003

10/01/2003 | 26/02/2003 | 24/04/2003

04/05/2003 | 21/07/2003 | 21/08/2003

01/09/2003 | 08/10/2003 | 19/12/2003

2004

17/03/2004 | 11/04/2004 | 13/05/2004

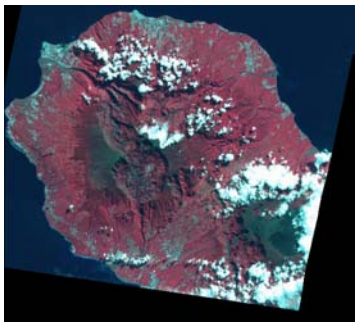
18/06/2004 | 09/07/2004 | 19/08/2004

26/10/2004 | 06/11/2004 | 07/12/2004

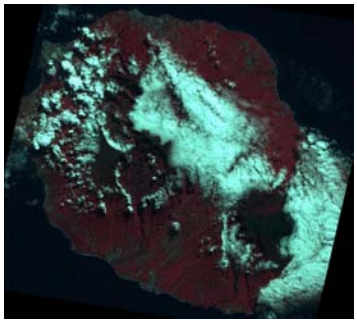
2006

12/02/2006

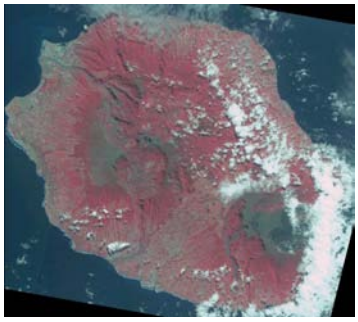
05/04/2006

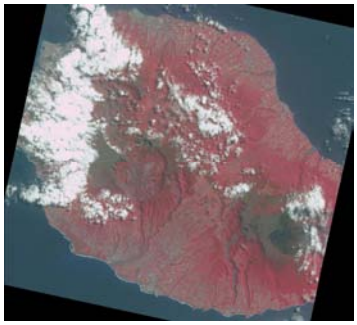

17/05/2006

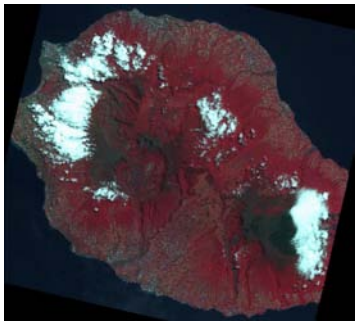
05/06/2006

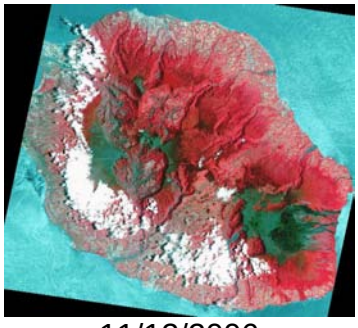

19/07/2006

04/08/2006

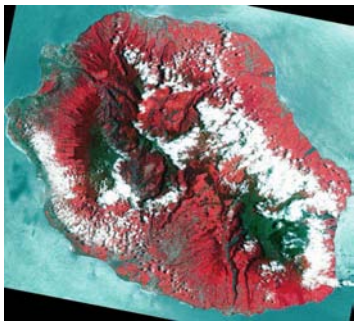

25/09/2006

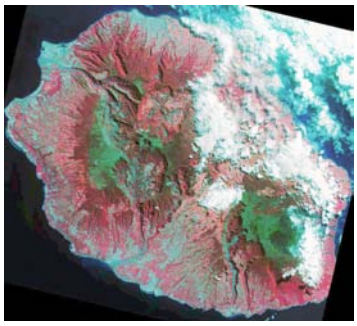

28/09/2006


14/10/2006


11/12/2006

2007

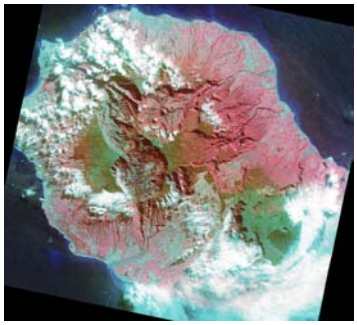

25/01/2007

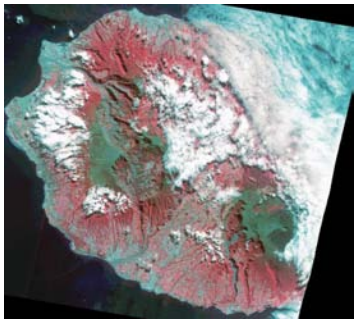

14/03/2007

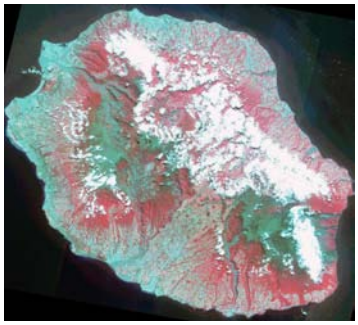
30/04/2007

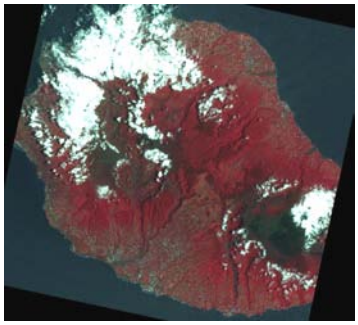
11/05/2007

12/06/2007


16/07/2007


03/09/2007


12/10/2007


14/12/2007

Annexe 4 : Création d'un masque des nuages

La détection de nuages sur une image satellite, I_t, constitue une problématique de segmentation complexe pour laquelle le choix de la méthode dépend du cadre et de l'objectif de la détection. Le but ici n'est pas d'obtenir un découpage précis du contour des nuages mais plutôt de supprimer rapidement les nuages et leur périphérie proche qui peut contenir des brumes et des ombres.

L'image I_t seule ne permet pas de différencier les nuages de certains éléments importants pour la sélection d'invariants comme les bâtis qui présentent les mêmes gammes de réflectances. Des algorithmes itératifs utilisant le voisinage de chaque pixel sont capables d'une telle différenciation mais s'avèrent très lourd à exécuter pour des images satellites dans ce contexte. La solution adoptée consiste à :

- faire une différence bi-temporelle entre l'image I_t et une (ou plusieurs) image(s) de référence. Les images de référence doivent être choisies de telle sorte que pour tout pixel p de I_t, il existe une image de référence telle que le pixel p ne soit pas un nuage ;

- effectuer une classification non-supervisée en deux classes (nuage, non nuage) pour chacune des images de différences ;

- faire l'intersection des différents masques obtenus à partir des différentes images de références (cas de plusieurs images de référence) ;

- faire une dilatation du masque résultant.

Exemple : Création du masque des nuages pour l'image SPOT du 26/02/2003

Les images de référence choisies sont celles du 13/05/2004 du 21/07/2003 et du 21/08/2003. Pour chacune de ces dates de référence, une image de différence avec I_t est créée puis une classification est effectuée comme décrit au dessus.

Pour chaque date t, il existe donc trois masques de nuage :

- Le masque comprenant les nuages de la date t et les nuages de la date de référence 1 (msq1),

- Le masque comprenant les nuages de la date t et les nuages de la date de référence 2 (msq2),

- Et le masque comprenant les nuages de la date t et les nuages de la date de référence 3 (msq3).

Le masque de nuage de la date t est l'intersection de ces trois masques : si un pixel est classé nuage sur les trois masques, il est classé comme un nuage date t (valeur de pixel=1), sinon ce n'est pas un nuage (valeur de pixel=0).

Pour supprimer les brumes et les ombres présentes à proximité des contours des nuages, ce masque est dilaté pour obtenir le masque final. La dilatation revient à donner à un pixel la valeur maximale contenue dans un voisinage délimité par une matrice 7x7 pixels (ce choix est issu d'une série de tests). Le masque final pour la date du 26/02/2002 est représenté sur la figure suivante ainsi que les étapes intermédiaires.

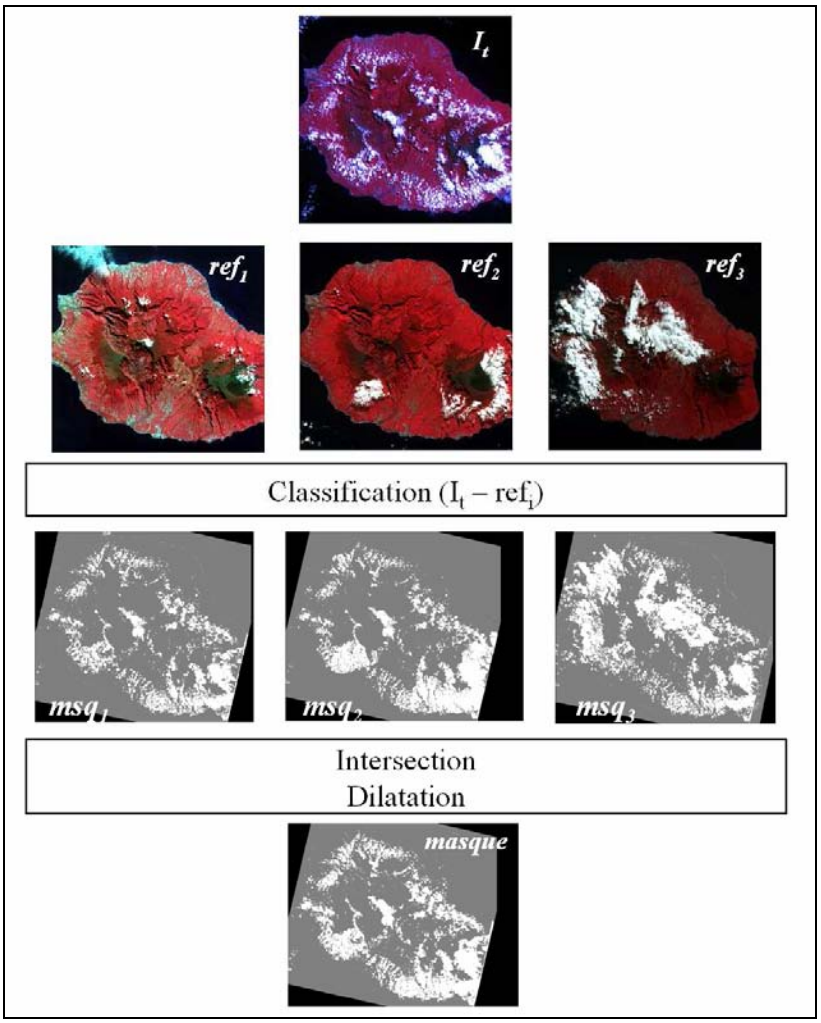


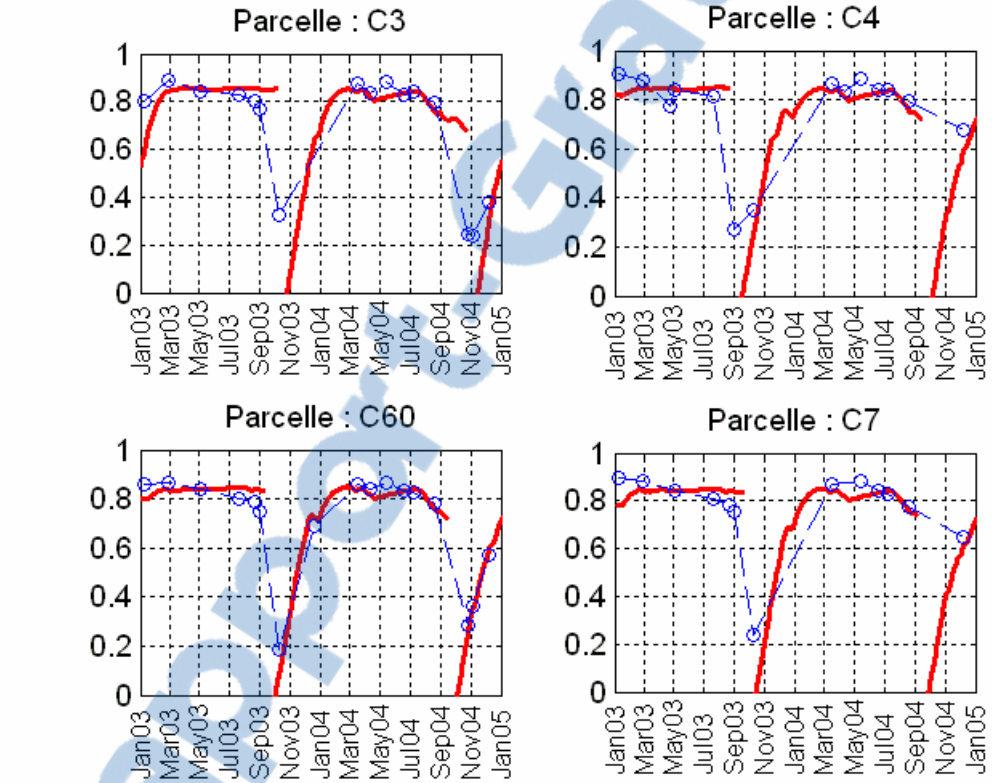
Figure A4. Extraction du masque de nuage pour l'image du 26/02/2003 (I_t) en utilisant les références 21/07/2003 (ref1), 13/05/2004 (ref2) et 21/08/2003 (ref3).

Annexe 5 : Exemples de profils temporels de NDVI à l'échelle de la parcelle

Nous illustrons dans cette annexe des profils temporels de NDVI calculés pour des parcelles de l'exploitation de M. Caruel en repousse et en plantation. Ces profils sont calculés :

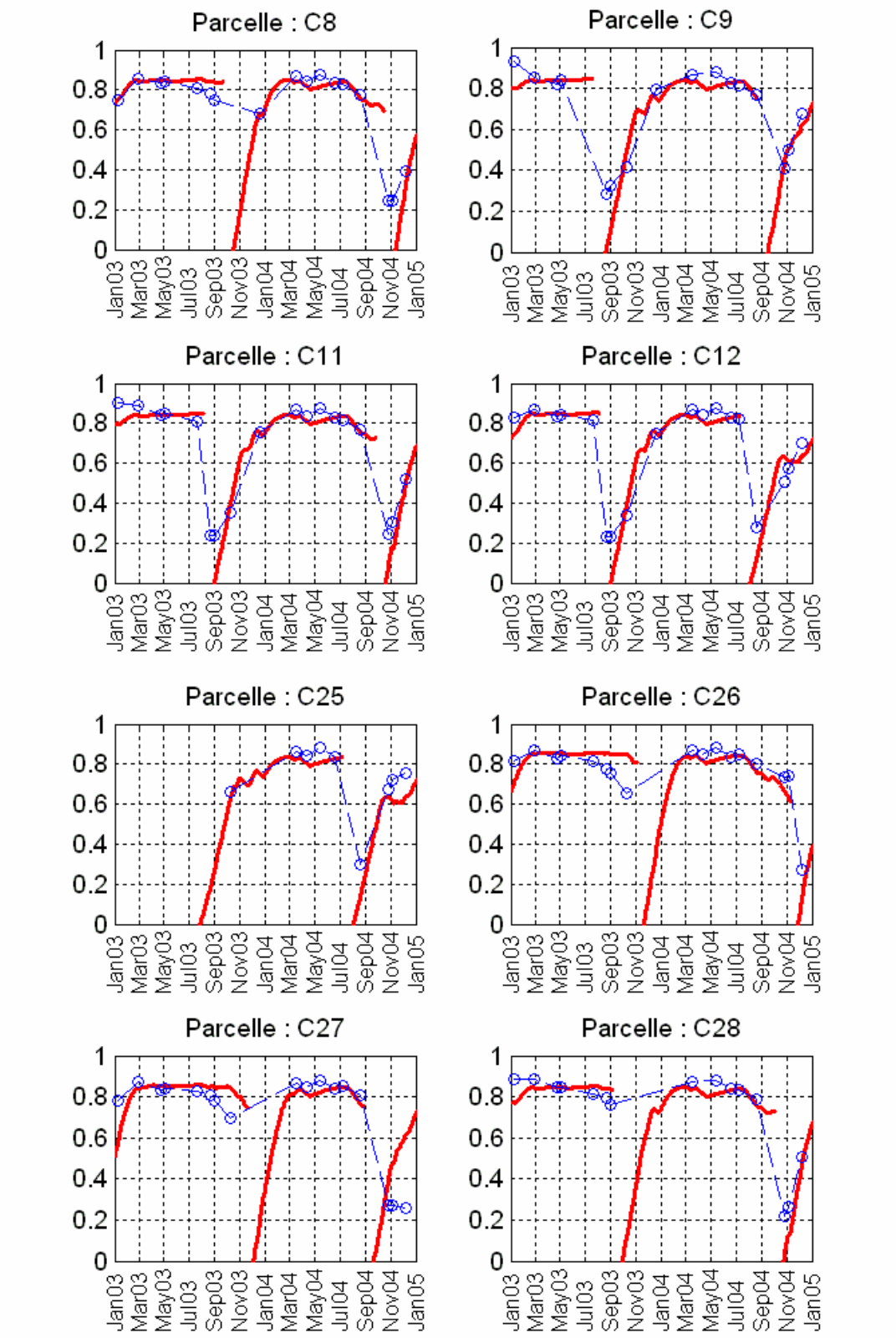
- à partir des images SPOT (en bleu) ;
- à partir des simulations faites par le modèle de croissance de canne à sucre MOSICAS (en rouge).

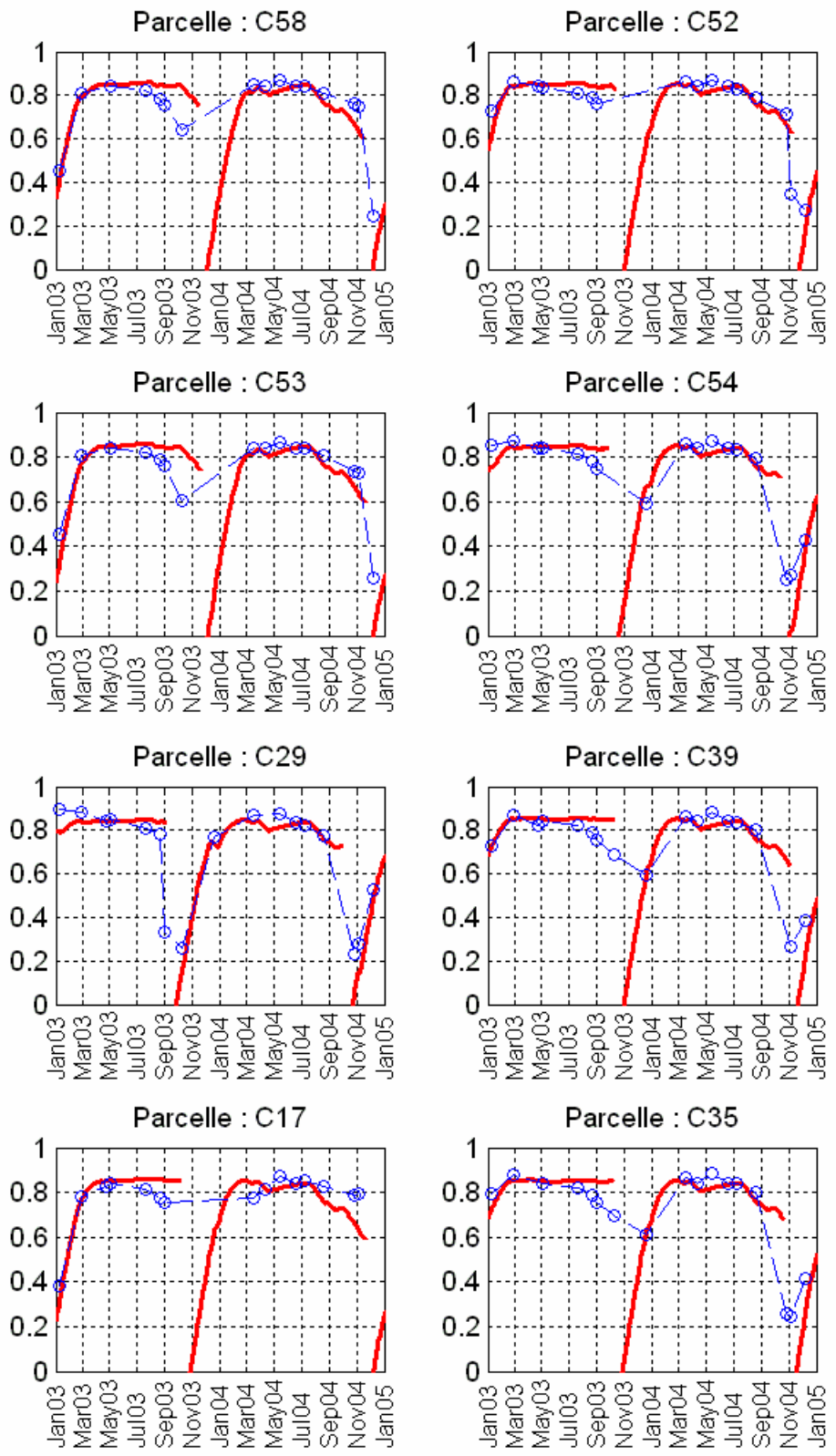
Repousses



Rapport Gratuit.com

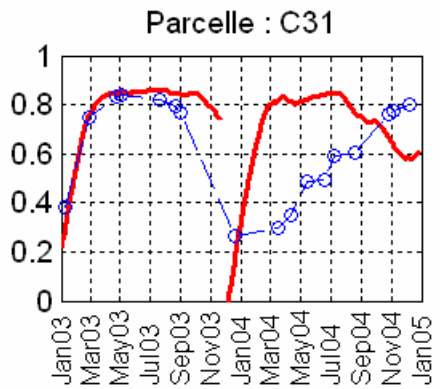
Annexe 5 : Exemples de profils temporels de NDVI à l'échelle de la parcelle

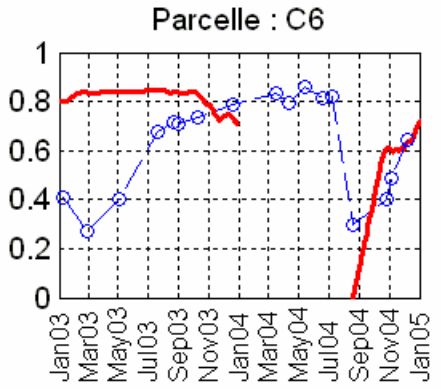


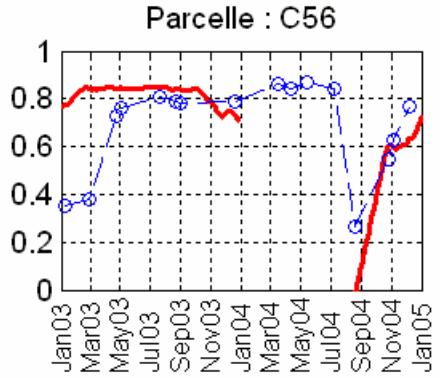


Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Plantations







Annexe 6 : Logique floue

Historique

La logique floue ou « Fuzzy logic » est née à l'université de Berkeley Californie aux États-Unis en 1963. Son père créateur est Lotfi Zadeh. Zadeh a fait une comparaison entre les ordinateurs de l'époque et le raisonnement humain : si l'ordinateur calcule beaucoup plus vite d'une façon rigoureuse, ses capacités de réflexion et d'apprentissage sont limitées. De plus sa rigidité en tant que machine et son fonctionnement binaire, le rend peu adapté à certaines tâches, qui pour un humain semble si simple. Zadeh a pris l'exemple du créneau réalisé par un automobiliste pour garer sa voiture ; si le conducteur réalise cette opération en une minute environ, la simulation de la même action sur un ordinateur demandait à l'époque plusieurs heures de calculs complexes. Le plus intrigant dans cette histoire, c'est que l'humain fait tout ceci de façon approximative que ce soit pour la conduite dans le cas présent, comme bon nombres d'actions de la vie quotidienne. Cela marche donc avec l'approximation et une expérience des fonctions à réaliser. Naissance de la logique floue, dont le concept sera complètement ignoré aux États-Unis, comme en Europe. Il faut attendre 25 ans pour voir apparaître les premières applications au Japon ; à noter que l'exemple de la voiture à garer de Zadeh a été repris, et mis en application avec une voiture truffée de capteurs, équipée d'un calculateur flou et qui parvient à se garer toute seule.

Bases

L'imprécision et l'approximation sont les bases de le la logique floue. Cette théorie remet en cause la notion d'appartenance d'un objet à un ensemble. Dans la théorie classique des ensembles, la notion d'appartenance est liée à une valeur binaire 0 ou 1. Pour les ensembles flous la notion d'appartenance, μ, est liée à une fonction pouvant prendre toutes les valeurs entre 0 et 1 indiquant le degré ou le taux d'appartenance. Entre le "tout ou rien", la logique floue prend en compte ainsi une infinité de degrés approximatifs comme : un peu, beaucoup, fort, faible, jeune, vieux, etc. On ne passe pas brutalement de « jeune » à « vieux » le jour de notre anniversaire. Ces concepts sont graduels et imprécis.

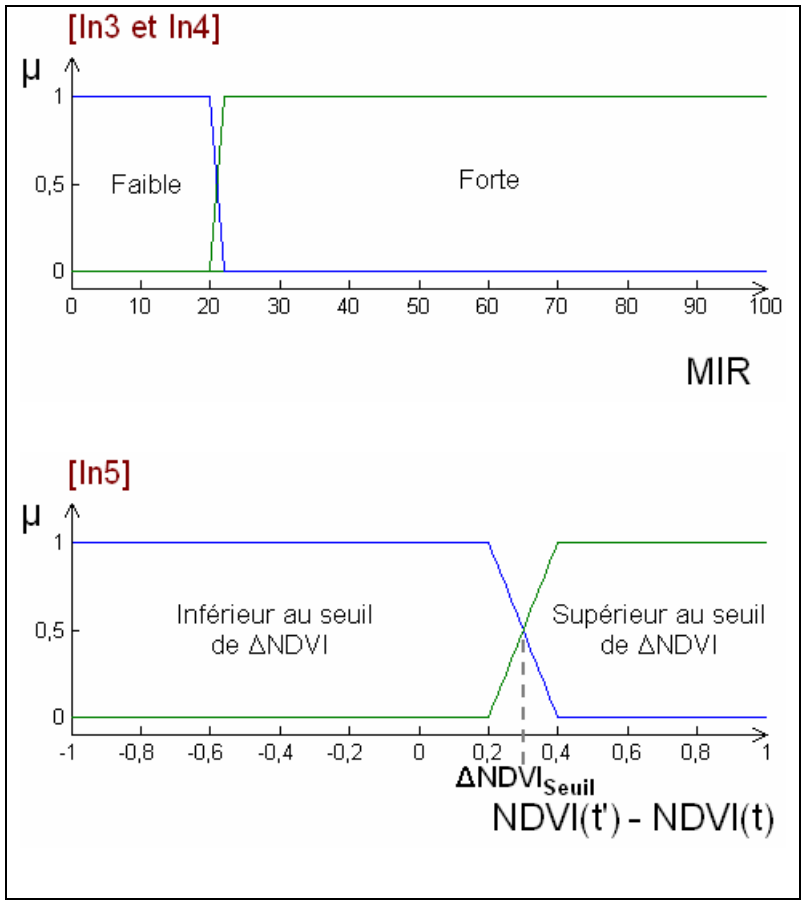
Avantages

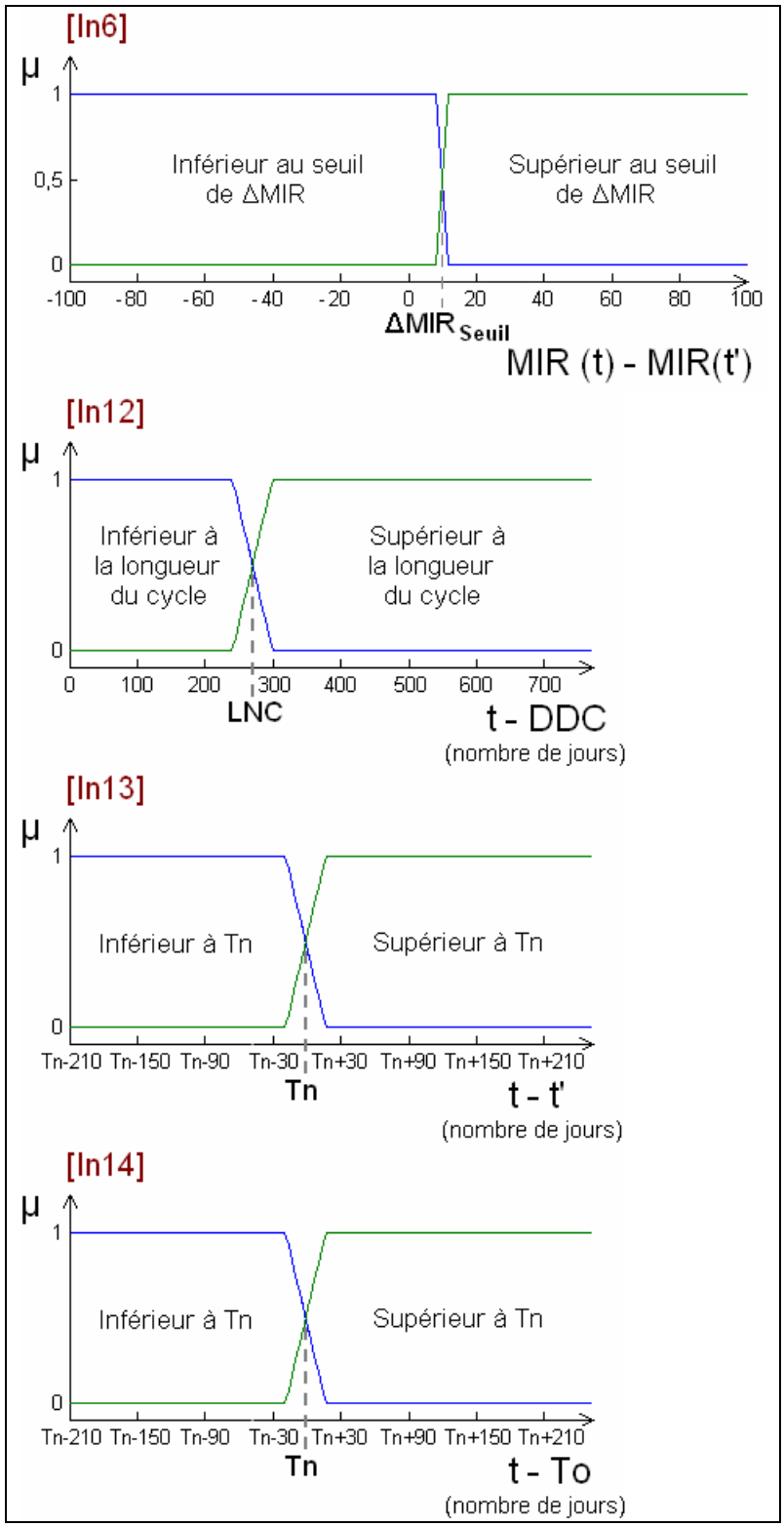
Fondamentalement, les applications utilisant la logique floue ne sont pas plus performantes mais tout simplement plus facile à réaliser et à utiliser. Des systèmes complexes peuvent devenir plus conviviaux ; on peut traiter des informations ayant des limites floues de l'entrée à la sortie en passant par le traitement, le calcul et la mémoire. La logique étant purement mathématique, les résultats ne sont pas flous, mais tout à fait clairs et précis. Par comparaison, dans un automatisme logique standard, un ensemble d'équations permet de déterminer une valeur de sortie à partir des données d'où la difficulté d'exprimer l'expérience humaine par les mathématiques. L'expression linguistique utilisée dans la formulation de la logique floue utilise un langage de tous les jours et donc l'ensemble du système flou reste compréhensible pour les opérateurs et les personnes non expertes. Ces derniers peuvent aisément interpréter les effets et les conséquences des règles de production.

Annexe 7 : Partitions des indicateurs flous

Nous représentons dans cette annexe les partitions floues des indicateurs In3, In4, In5, In12, In13 et In14 du système d'aide à la décision développé pour la détection automatique des coupes de canne à sucre.

(t et t' : dates d'acquisition ; $\Delta NDVI_{Seuil}$: seuil de la différence bi-temporelle de NDVI ; ΔMIR_{Seuil} : seuil de la différence bi-temporelle de MIR ; DDC : dernière date de coupe ; LNC : longueur nominale du cycle ; Tn : indicateur issu du modèle de canne à sucre ; T_O : date de début de campagne)




[In6]
μ
1
0,5
0
Inférieur au seuil de ΔMIR
Supérieur au seuil de ΔMIR
-100 -80 -60 -40 -20 0 20 40 60 80 100
ΔMIR Seuil
MIR (t) - MIR(t')
[In12]
μ
1
0
Inférieur à la longueur du cycle
Supérieur à la longueur du cycle
0 100 200 300 400 500 600 700
LNC
t - DDC
(nombre de jours)
[In13]
μ
1
0
Inférieur à Tn
Supérieur à Tn
Tn-210 Tn-150 Tn-90 Tn-30 Tn+30 Tn+90 Tn+150 Tn+210
Tn
t - t'
(nombre de jours)
[In14]
μ
1
0
Inférieur à Tn
Supérieur à Tn
Tn-210 Tn-150 Tn-90 Tn-30 Tn+30 Tn+90 Tn+150 Tn+210
Tn
t - To
(nombre de jours)

Annexe 8 : Règles expertes de décision

r1 : Si In10 est "Entre campagnes" et In11 est "Entre campagnes" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r2 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In9 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In13 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r3 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In9 est "Pour la majorité de t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In13 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

r4 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In13 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

r5 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r6 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In13 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r7 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r8 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r9 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" et In7 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r10 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" et In7 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In13 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r11 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r12 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Forte" et In9 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r13 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r14 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In13 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r15 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Moyenne" et In7 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r16 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r17 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In13 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r18 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Faible" In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r19 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Forte" et In9 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r20 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Forte" et In9 est "Pour la majorité de t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r21 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Forte" et In9 est "Pas de t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r22 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r23 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In5 est "Supérieur au seuil de ∆NDVI" et In7 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r24 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In5 est "Supérieur au seuil de ∆NDVI" et In8 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r25 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In5 est "Supérieur au seuil de ∆NDVI" et In7 est "Pas de t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r26 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In5 est "Inférieur au seuil de ∆NDVI" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

r27 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

r28 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Faible" In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r29 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In14 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r30 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In14 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r31 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In14 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r32 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In14 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r33 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In14 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r34 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In14 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r35 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In14 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r36 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In14 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r37 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In14 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r38 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In14 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r39 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In14 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r40 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In14 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r41 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r42 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r43 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

Rapport-Gratuit.com

r44 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r45 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r46 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r47 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r48 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r49 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" et In7 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r50 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r51 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" et In8 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r52 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Faible" In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r53 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r54 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r55 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Moyenne" et In7 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r56 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Moyenne" In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r57 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Moyenne" et In8 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r58 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Faible" et In7 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est

"Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r59 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Faible" In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r60 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Faible" et In8 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r61 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r62 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r63 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In7 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r64 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r65 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In8 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r66 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r67 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r68 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In9 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r69 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r70 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Forte" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In13 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r71 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" et In9 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r72 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

r73 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r74 : Si In1 est "Forte" et In2 est "Faible" In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r75 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Forte" et In9 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r76 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Forte" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r77 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Forte" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In13 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r78 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Forte" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r79 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Moyenne" et In9 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r80 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In13 est "Supérieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r81 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In13 est "Inférieur à Tn" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r82 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r83 : Si In1 est "Moyenne" et In2 est "Faible" In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r84 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Forte" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r85 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Forte" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r86 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In5 est "Supérieur au seuil de △NDVI" et In7 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Coupe"

r87 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In5 est "Supérieur au seuil de △NDVI" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12

est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r88 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r89 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Moyenne" et In5 est "Inférieur au seuil de △NDVI" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r90 : Si In1 est "Faible" et In2 est "Faible" In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Non" Alors Conclusion est "Non Coupe"

r91 : Si In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r92 : Si In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

r93 : Si In2 est "Moyenne" et In7 est "Pour tout t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r94 : Si In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

r95 : Si In2 est "Moyenne" et In8 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r96 : Si In2 est "Moyenne" et In8 est "Pas de t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r97 : Si In2 est "Faible" In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Campagne actuelle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

r98 : Si In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r99 : Si In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

r100 : Si In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r101 : Si In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

r102 : Si In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r103 : Si In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "Entre campagnes" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

r104 : Si In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r105 : Si In2 est "Forte" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r106 : Si In2 est "Moyenne" et In7 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r107 : Si In2 est "Moyenne" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

r108 : Si In2 est "Moyenne" et In8 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r109 : Si In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r110 : Si In2 est "Faible" et In10 est "Campagne actuelle" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r111 : Si In2 est "Forte" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r112 : Si In2 est "Forte" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r113 : Si In2 est "Moyenne" et In7 est "Pour au moins un t"" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Coupe"

r114 : Si In2 est "Moyenne" et In7 est "Pas de t"" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Supérieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Je ne sais pas"

r115 : Si In2 est "Moyenne" et In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In12 est "Inférieur à la longueur du cycle" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

r116 : Si In2 est "Faible" In10 est "Entre campagnes" et In11 est "campagne précédente" et In15 est "Oui" Alors Conclusion est "Plutôt Non Coupe"

Annexe 9 : Résultats du système à base de règles expertes

Nous illustrons dans cette annexe les performances du système à base de règles expertes obtenues lors de son application sur nos sites d'étude en utilisant différentes séries temporelles d'images SPOT. Ces performances sont issues de la comparaison des décisions du système avec la vérité terrain.

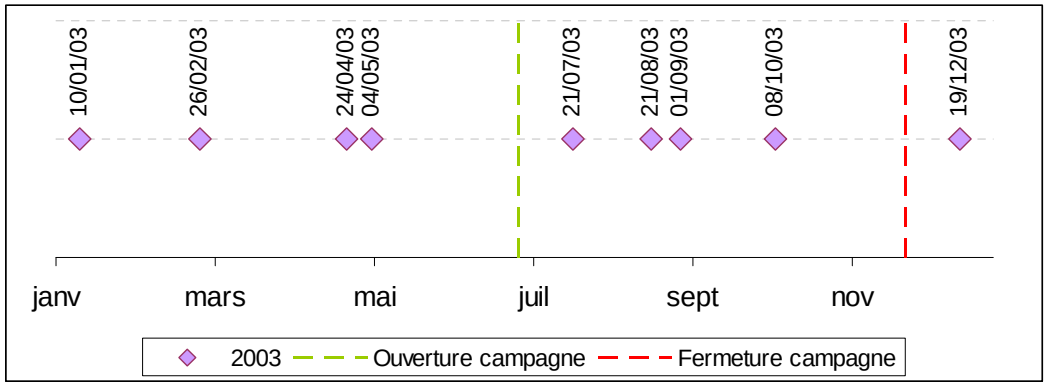
Nous montrons pour chaque résultat la disposition des images par rapport à la campagne de récolte[28], et les valeurs de précision globale (PG), du pourcentage de décisions « Je ne sais pas » (JSP) et des précisions du producteur pour les classes « Coupe » et « Non Coupe (PP Coupe et PP Non coupe respectivement). Ces performances sont obtenues en choisissant une approche de décision dans laquelle l'utilisateur exige un certain seuil de confiance (μ_{conf}) sur les degrés d'appartenance des possibilités « Coupe » et « Non Coupe ».

Nous rappelons que les exploitations de M. Barau de M. Caruel sont situées au Nord de La Réunion (côté « au vent ») et sont desservies par l'usine sucrière de Bois Rouge. Quant à l'exploitation de M. Isautier, elle est au Sud et elle est desservie par l'usine du Gol.

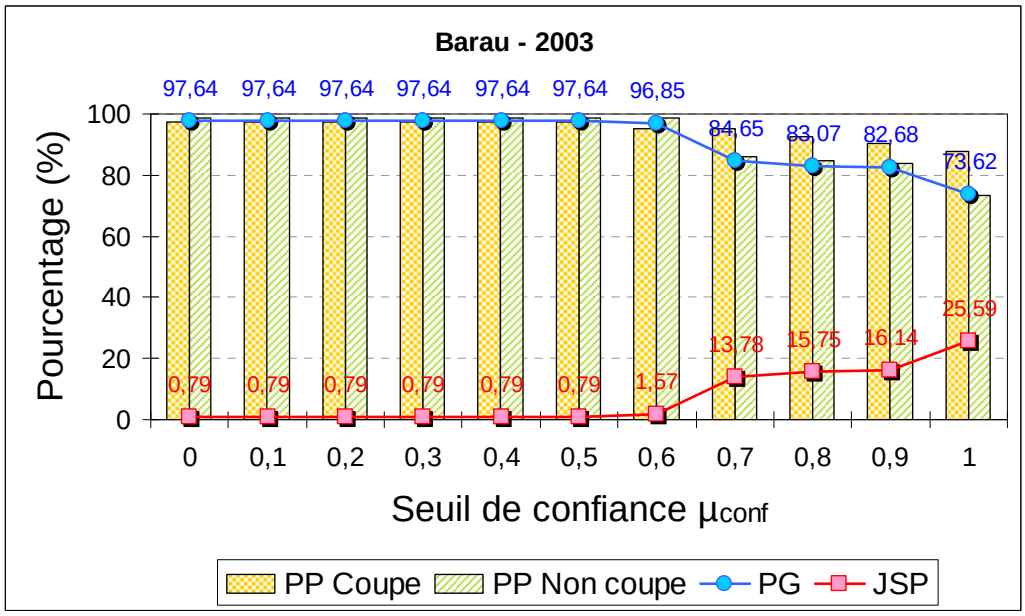
[28] La période de récolte est définie par les dates d'ouverture et de fermeture de l'usine sucrière.

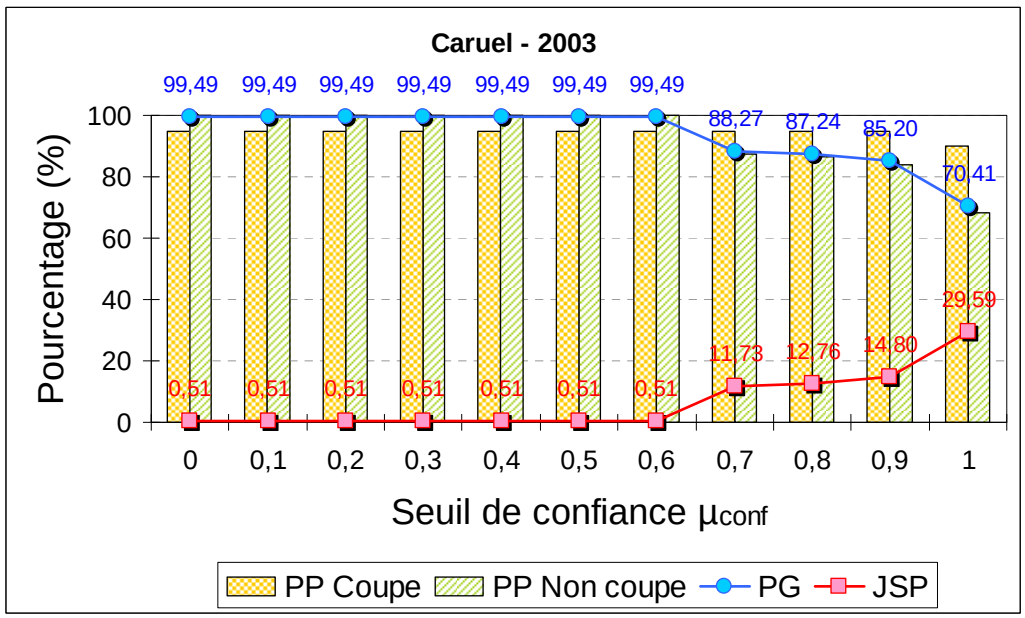
En utilisant la série temporelle d'images en 2003

Dates d'acquisition, et dates d'ouverture et de fermeture de campagne (Bois Rouge) :



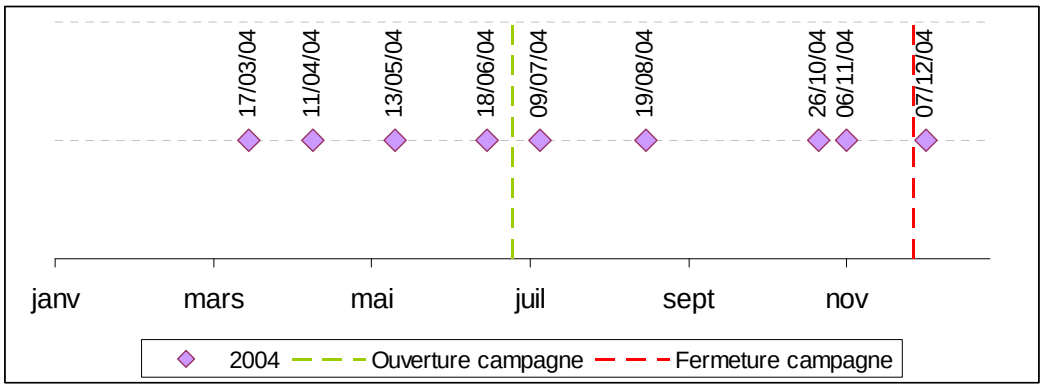
Performances du système sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel :



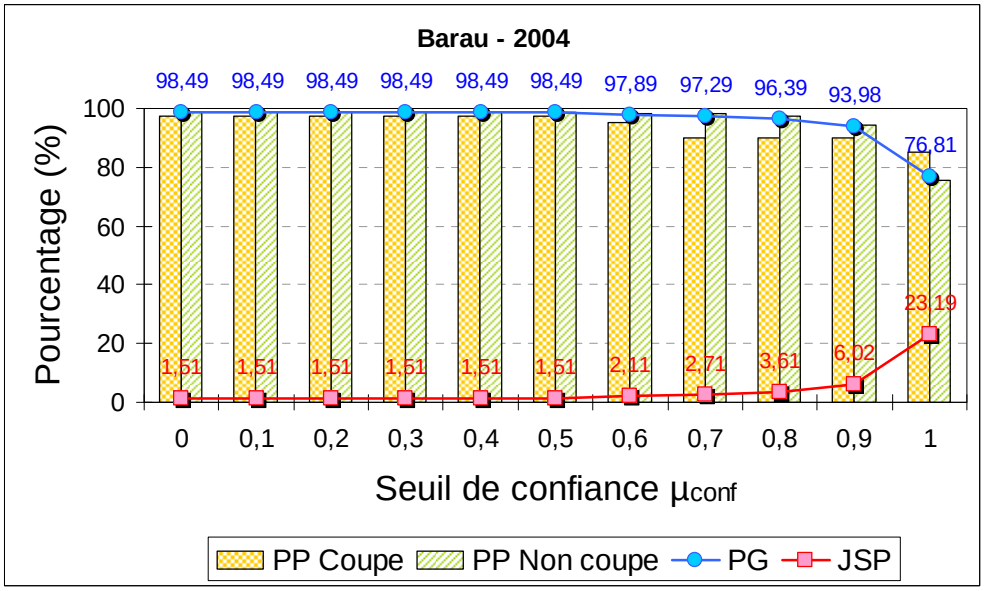


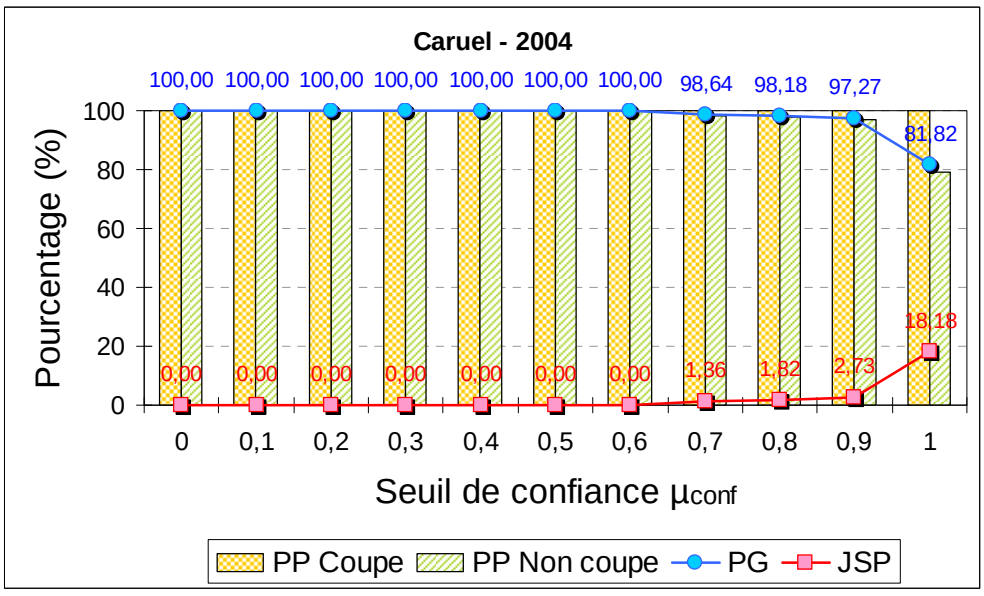
En utilisant la série temporelle d'images en 2004

Dates d'acquisition, et dates d'ouverture et de fermeture de campagne (Bois Rouge) :



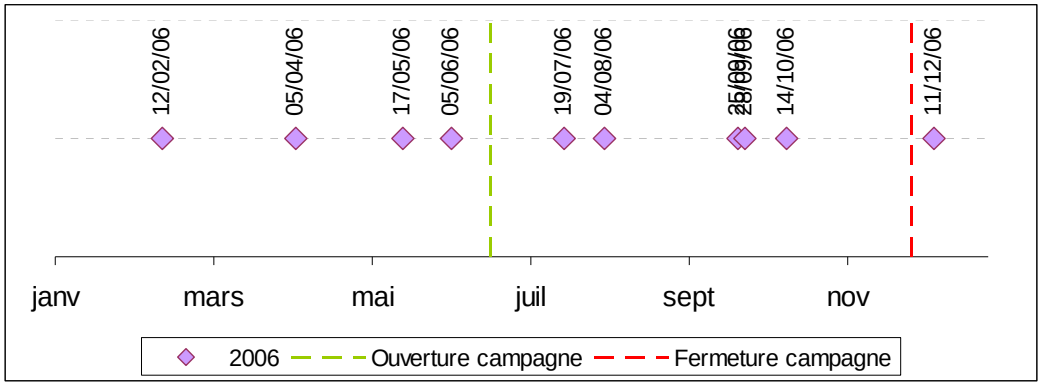
Performances du système sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel :



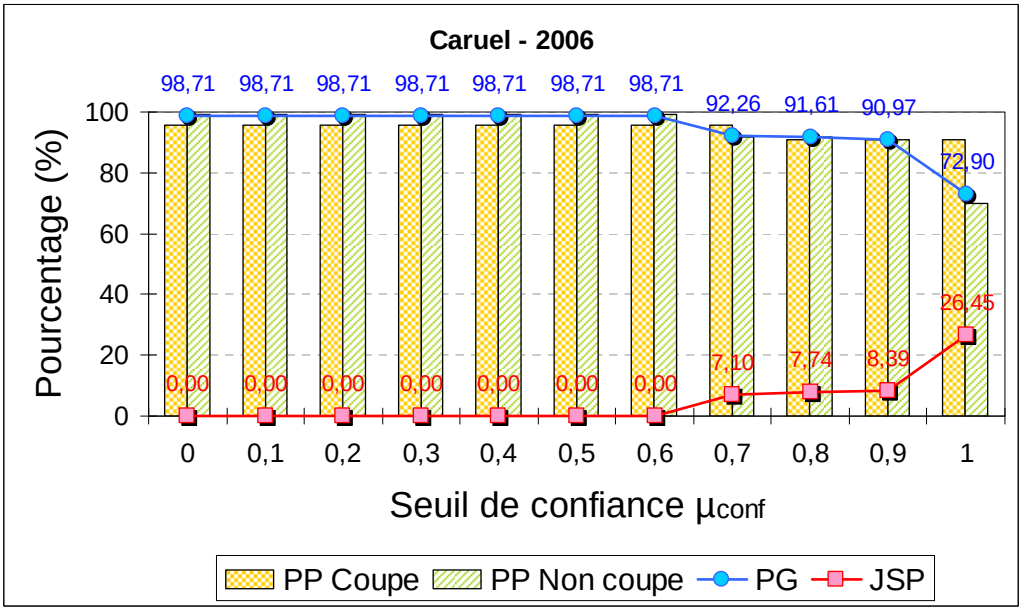


En utilisant la série temporelle d'images en 2006

Dates d'acquisition, et dates d'ouverture et de fermeture de la campagne (Bois Rouge) :

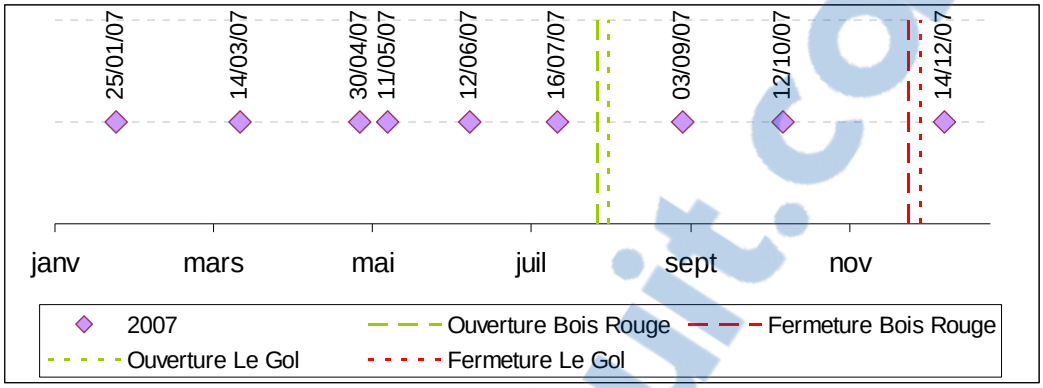


Performances du système sur l'exploitation de M. Caruel :

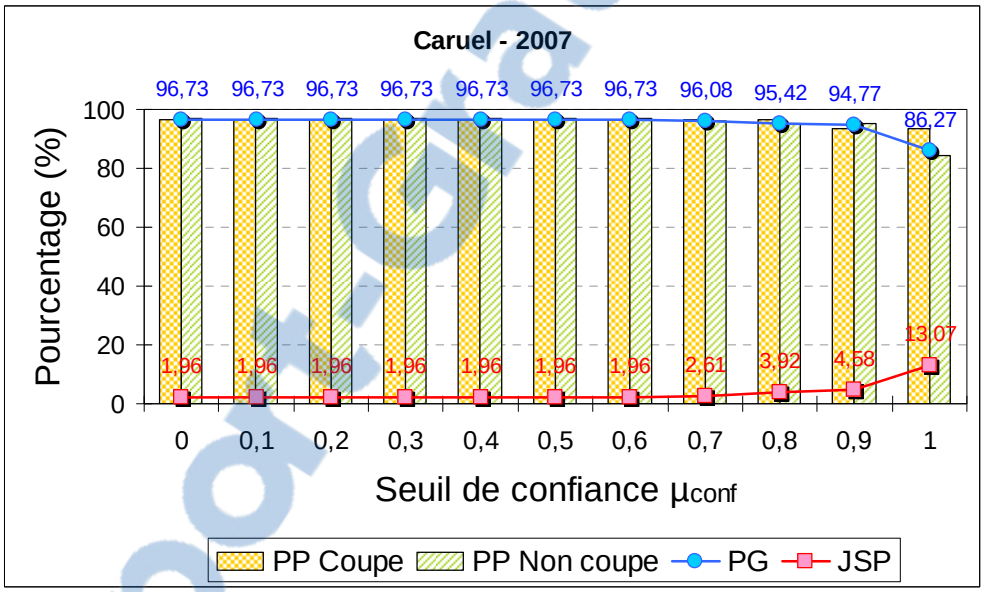


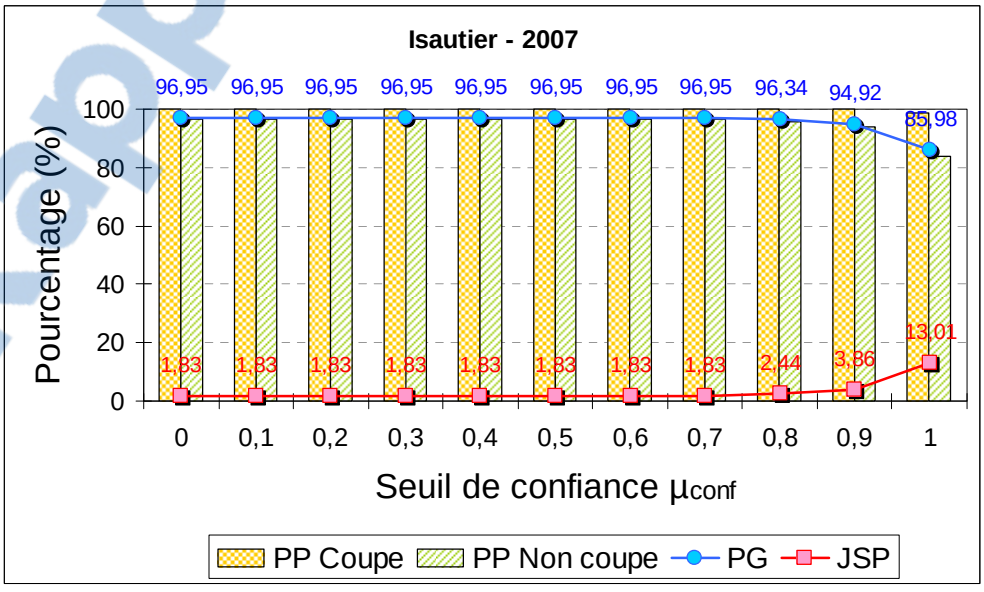
En utilisant la série temporelle d'images en 2007

Dates d'acquisition, et dates d'ouverture et de fermeture des campagnes (Bois Rouge/Le Gol):



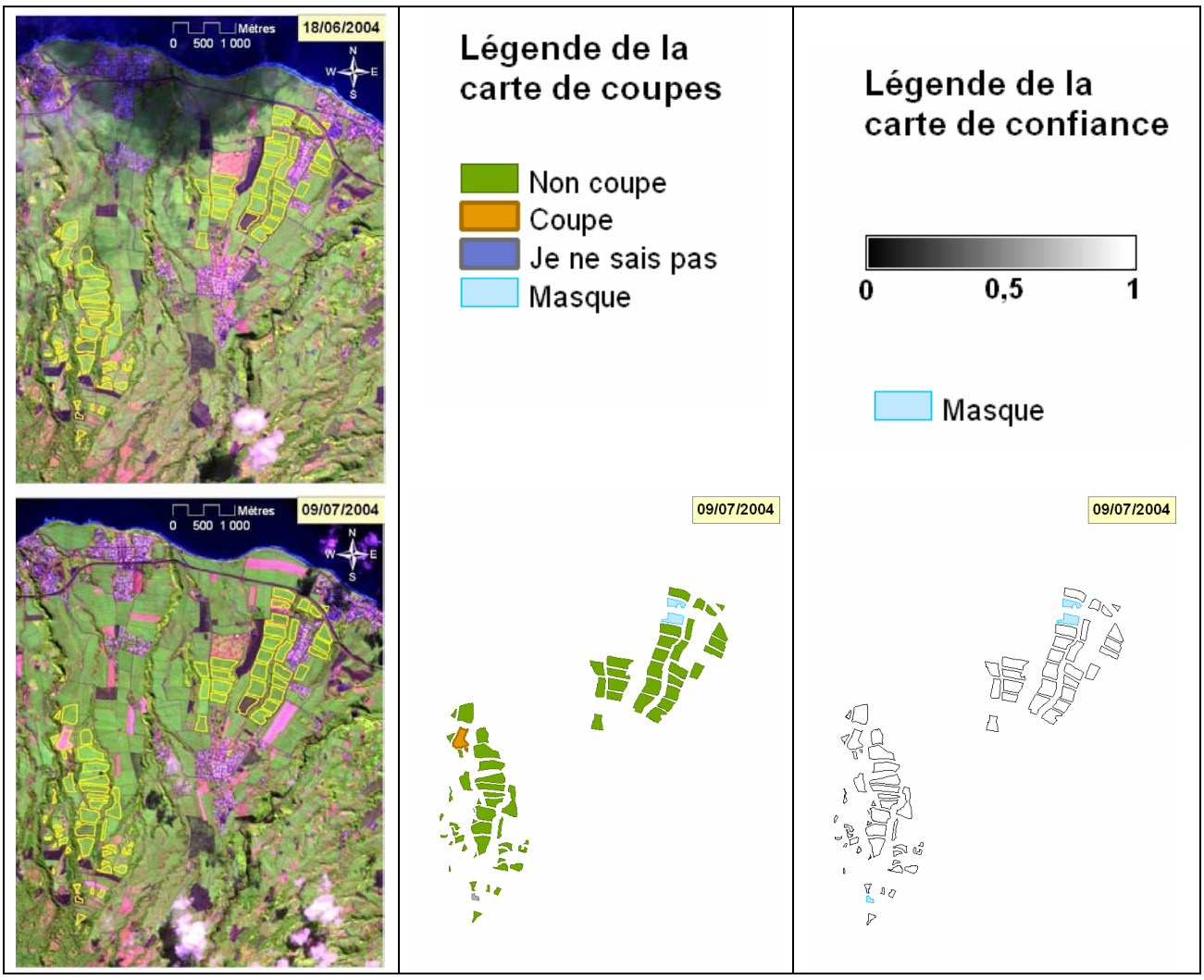
Performances du système sur les exploitations de M. Caruel et M. Isautier :





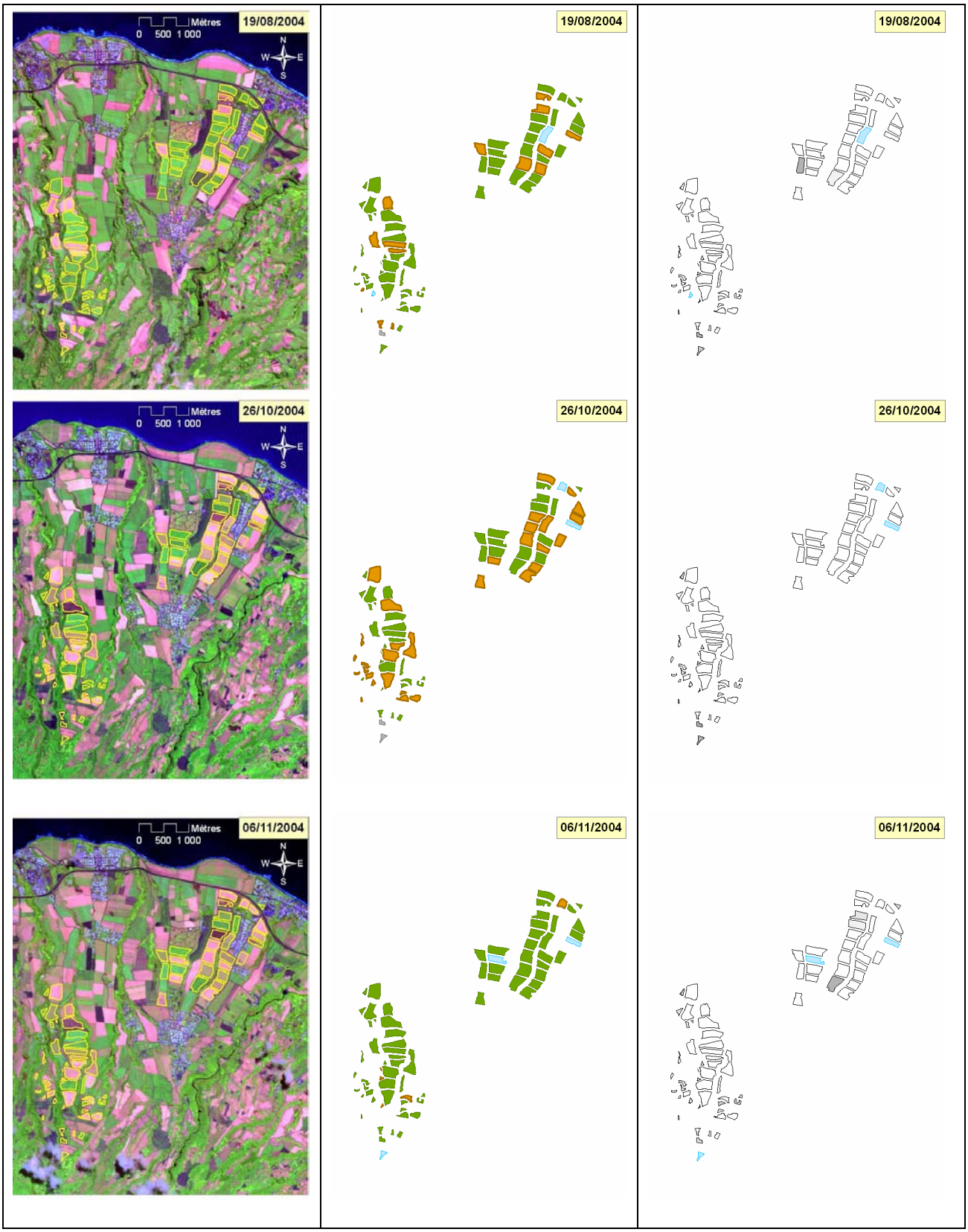
Rapport-gratuit.com

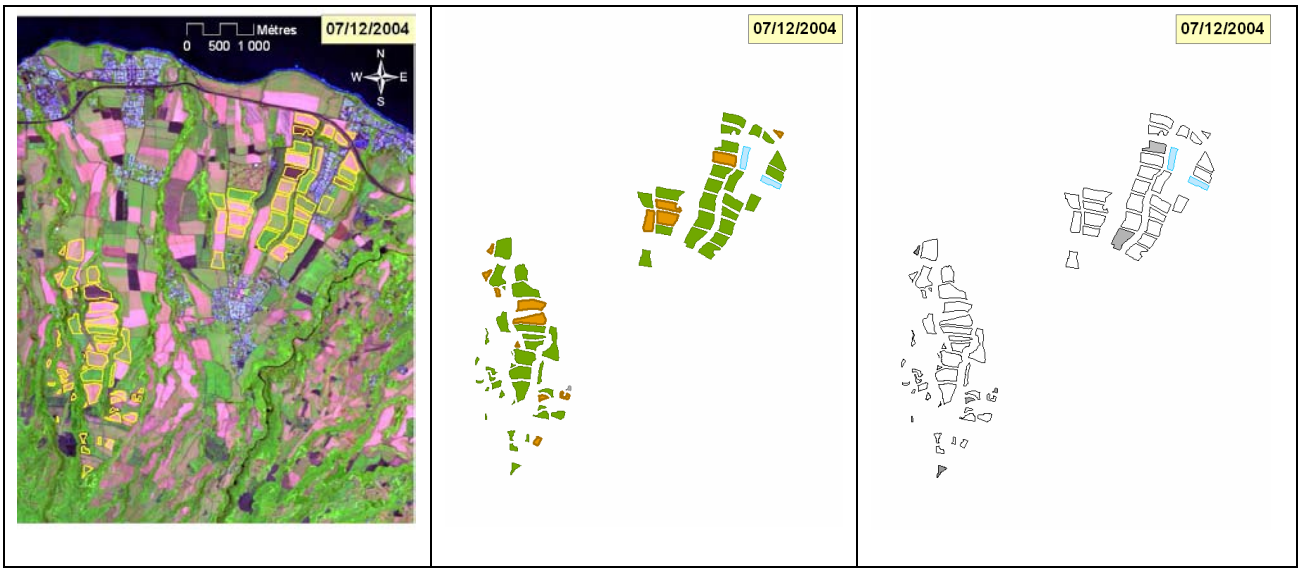
Annexe 10 : Cartographie dynamique des coupes sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel en 2004



Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Annexe 10 : Cartographie dynamique des coupes sur les exploitations de M. Barau et M. Caruel en 2004




Mètres
0 500 1 000
07/12/2004
N
W
E
S
07/12/2004
07/12/2004

Annexe 11 : Matrices de confusion calculées à partir des résultats du système à base de règles expertes

Les matrices de confusion présentées dans cette annexe sont obtenues en comparant les décisions prises à l'aide du système à base de règles expertes avec la vérité terrain lors de la détection automatique des coupes sur les exploitations de M. Barau et de M. Caruel en 2003 et 2004. Pour chaque année, une série temporelle de 9 images a été utilisée (voir Chapitre 2). Nous montrons les matrices calculées pour les différentes valeurs de μ_{conf}.

μ_{conf} = 0	Coupe	Non Coupe	Je ne sais pas	Total ligne	Précision du producteur	Erreur d'omission
Coupe	123	2	3	128	96.09%	3.91%
Non Coupe	2	866	5	873	99.20%	0.80%
Total colonne	125	868	8			
Précision de l'utilisateur	98.40%	99.77%			**PG =**	**98.80%**
Erreur de commission	1.60%	0.23%			**PJSP =**	**0.80%**

μ_{conf} = 0,1	Coupe	Non Coupe	Je ne sais pas	Total ligne	Précision du producteur	Erreur d'omission
Coupe	123	2	3	128	96.09%	3.91%
Non Coupe	3	866	5	874	99.08%	0.92%
Total colonne	126	868	8			
Précision de l'utilisateur	97,62%	99,77%			**PG =**	**98,70%**
Erreur de commission	2,38%	0.23%			**PJSP =**	**0,80%**

μ_{conf} = 0,2	Coupe	Non Coupe	Je ne sais pas	Total ligne	Précision du producteur	Erreur d'omission
Coupe	123	2	3	128	96.09%	3.91%
Non Coupe	3	866	5	874	99.08%	0.92%
Total colonne	126	868	8			
Précision de l'utilisateur	97.62%	99.77%			**PG =**	**98.70%**
Erreur de commission	2.38%	0.23%			**PJSP =**	**0.80%**

μ_{conf} = 0,3	Coupe	Non Coupe	Je ne sais pas	Total ligne	Précision du producteur	Erreur d'omission
Coupe	123	2	3	128	96.09%	3.91%
Non Coupe	3	866	5	874	99.08%	0.92%
Total colonne	126	868	8			
Précision de l'utilisateur	97.62%	99.77%			**PG =**	**98.70%**
Erreur de commission	2.38%	0.23%			**PJSP =**	**0.80%**

μ_{conf} = 0,4	Coupe	Non Coupe	Je ne sais pas	Total ligne	Précision du producteur	Erreur d'omission
Coupe	123	2	3	128	96.09%	3.91%
Non Coupe	3	866	5	874	99.08%	0.92%
Total colonne	126	868	8			
Précision de l'utilisateur	97.62%	99.77%			**PG =**	**98.70%**
Erreur de commission	2.38%	0.23%			**PJSP =**	**0.80%**

μ_{conf} = 0,5	Coupe	Non Coupe	Je ne sais pas	Total ligne	Précision du producteur	Erreur d'omission
Coupe	123	2	3	128	96.09%	3.91%
Non Coupe	3	866	5	874	99.08%	0.92%
Total colonne	126	868	8			
Précision de l'utilisateur	97.62%	99.77%			**PG =**	**98.70%**
Erreur de commission	2.38%	0.23%			**PJSP =**	**0.80%**

μ_{conf} = 0,6	Coupe	Non Coupe	Je ne sais pas	Total ligne	Précision du producteur	Erreur d'omission
Coupe	120	2	6	128	93.75%	6.25%
Non Coupe	3	865	6	874	98.97%	1.03%
Total colonne	123	867	12			
Précision de l'utilisateur	97.56%	99.77%			**PG =**	**98.30%**
Erreur de commission	2.44%	0.23%			**PJSP =**	**1.20%**

Annexe 11 : Matrices de confusion calculées à partir des résultats du système à base de règles expertes

μ_{conf} = 0,7	Coupe	Non Coupe	Je ne sais pas	Total ligne	Précision du producteur	Erreur d'omission
Coupe	118	2	8	128	92.19%	7.81%
Non Coupe	3	809	62	874	92.56%	7.44%
Total colonne	121	811	70			
Précision de l'utilisateur	97.52%	99.75%			**PG =**	**92.51%**
Erreur de commission	2.48%	0.25%			**PJSP =**	**6.99%**

μ_{conf} = 0,8	Coupe	Non Coupe	Je ne sais pas	Total ligne	Précision du producteur	Erreur d'omission
Coupe	118	1	9	128	92.19%	7.81%
Non Coupe	3	799	72	874	91.42%	8.58%
Total colonne	121	800	81			
Précision de l'utilisateur	97.52%	99.88%			**PG =**	**91.52%**
Erreur de commission	2.48%	0.12%			**PJSP =**	**8.08%**

μ_{conf} = 0,9	Coupe	Non Coupe	Je ne sais pas	Total ligne	Précision du producteur	Erreur d'omission
Coupe	118	1	9	128	92.19%	7.81%
Non Coupe	3	784	87	874	89.70%	10.30%
Total colonne	121	785	96			
Précision de l'utilisateur	97.52%	99.87%			**PG =**	**90.02%**
Erreur de commission	2.48%	0.13%			**PJSP =**	**9.58%**

μ_{conf} = 1	Coupe	Non Coupe	Je ne sais pas	Total ligne	Précision du producteur	Erreur d'omission
Coupe	114	0	14	128	89.06%	10.94%
Non Coupe	3	645	226	874	73.80%	26.20%
Total colonne	117	645	240			
Précision de l'utilisateur	97.44%	100.00%			**PG =**	**75.75%**
Erreur de commission	2.56%	0.00%			**PJSP =**	**23.95%**

Annexe 12 : Numéros et degrés d'activation des règles expertes impliquées dans la détection des coupes sur l'exploitation de M. Caruel en utilisant la série de 2003

	17/03/2004	11/04/2004	13/05/2004	18/06/2004	09/07/2004	19/08/2004	26/10/2004	06/11/2004	07/12/2004
C39	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	-	(19;1.000)	(28;0.600)
C3	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(19;1.000)	(28;1.000)	(28;0.660)
C46	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	-	(41;0.908)	(26;0.092)(27;0.092)(28;0.908)	(28;1.000)	(28;1.000)
C8	-	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(19;1.000)	(28;1.000)	(28;0.632)
C10	-	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(19;1.000)	(28;0.216)	(6;0.220)(7;0.220)(11;0.216)(17;0.780)(18;0.216)	(4;0.220)(6;0.780)(7;0.780)
C35	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(19;1.000)	(28;1.000)	(28;0.520)
C26	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(4;0.895)	(2;0.895)(4;0.895)(6;0.105)(10;0.105)	(19;0.935)(24;0.065)(26;0.065)
C28	-	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(19;1.000)	(28;1.000)	(28;0.168)
C12	-	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(19;1.000)	(28;0.144)	(6;0.135)(7;0.135)(11;0.135)(17;0.856)(18;0.144)	(4;0.135)(6;0.750)(7;0.750)(14;0.135)(17;0.250)
C50	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(4;1.000)	(4;1.000)	(4;1.000)
C56	-	(1;1.000)	(1;1.000)	-	(29;1.000)	(21;1.000)	(28;0.016)	(6;0.370)(11;0.016)(18;0.016)	(6;0.630)
C52	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(4;0.880)	-	(19;0.880)(23;0.120)(26;0.120)
C53	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(4;1.000)	(4;0.940)	(19;0.940)(23;0.060)(26;0.053)
C58	-	(1;1.000)	(1;1.000)	-	(29;1.000)	(4;1.000)	(4;1.000)	(4;1.000)	(19;1.000)
C54	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(19;1.000)	(28;1.000)	(28;0.496)
C60	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(19;1.000)	(28;0.748)	(6;0.095)(7;0.095)(11;0.095)(17;0.252)(18;0.748)
C36	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(4;0.875)	(2;0.855)(4;0.855)(6;0.125)(10;0.125)	(19;0.855)(23;0.145)(26;0.048)
C47	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(19;1.000)	(28;1.000)	(28;0.936)
C17	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(4;1.000)	(4;1.000)	-
C27	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(19;1.000)	(28;1.000)	(28;1.000)
C16	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	-	(12;0.536)(13;0.536)(19;0.464)	(17;0.536)(18;0.464)(26;0.020)(27;0.020)(28;0.020)	(6;0.850)(7;0.850)(11;0.020)(17;0.150)(18;0.020)
C29	-	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(19;1.000)	(28;1.000)	(28;0.088)
C7	-	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(12;0.116)(13;0.116)(19;0.884)	(17;0.116)(18;0.548)(26;0.116)(27;0.116)(28;0.452)	(6;0.500)(7;0.500)(11;0.452)(17;0.500)(18;0.452)
C6	-	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(19;1.000)	-	-	-
C4	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(12;0.080)(13;0.080)(19;0.920)	(17;0.080)(18;0.576)(26;0.080)(27;0.080)(28;0.424)	(6;0.576)(7;0.576)(11;0.424)(17;0.380)(18;0.380)
C9	-	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(12;0.444)(13;0.444)(19;0.556)	(17;0.444)(18;0.556)(26;0.192)(27;0.192)(28;0.192)	(6;0.665)(7;0.665)(11;0.192)(17;0.335)(18;0.192)
C31	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(31;0.160)(33;0.160)(37;0.712)(39;0.288)	(6;0.195)	(6;0.805)	(4;1.000)	(4;1.000)
C30	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(19;1.000)	(28;0.284)	(6;0.150)(7;0.150)(11;0.150)(17;0.716)(18;0.284)	(4;0.150)(6;0.750)(7;0.750)(14;0.150)(17;0.250)
C11	-	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(19;1.000)	(28;0.948)	(17;0.052)(18;0.888)(26;0.052)(27;0.052)(28;0.112)
C25	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	-	(41;1.000)	(18;0.405)	(4;0.595)(6;0.405)(7;0.405)(14;0.160)(17;0.160)	(4;0.840)(6;0.160)(7;0.160)
C39	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	-	(19;1.000)	(28;0.600)
C3	-	(1;1.000)	(1;1.000)	(1;1.000)	(29;1.000)	(4;1.000)	(19;1.000)	(28;1.000)	(28;0.660)

Règles activées lors de l'application du système à base de règles expertes sur l'exploitation de M. Caruel en utilisant la série temporelle d'images SPOT acquises en 2003. Chaque cellule du tableau contient à la fois le(s) numéro(s) de(s) règle(s) activée(s) pour faire l'inférence ainsi que le(s) degré(s) d'activation : (numéro de règle, degré d'activation de la règle). Les (-) correspondent aux parcelles pour lesquelles aucunes décision n'est prise soit parce qu'elles sont couvertes par des nuages soit parce qu'il n'existe pas de couple d'images dégagées sur la parcelle.

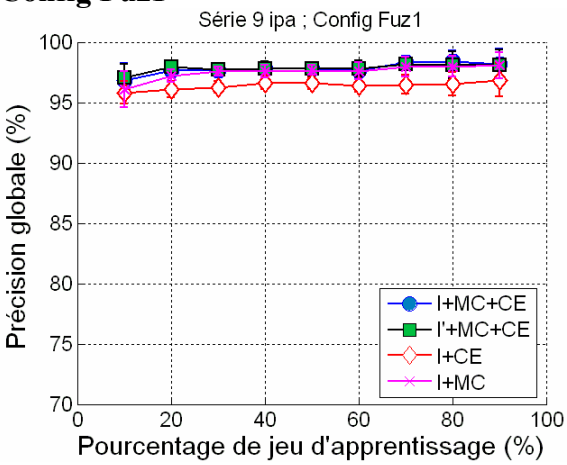
Annexe 13 : Résultats du système à base de règles générées par apprentissage

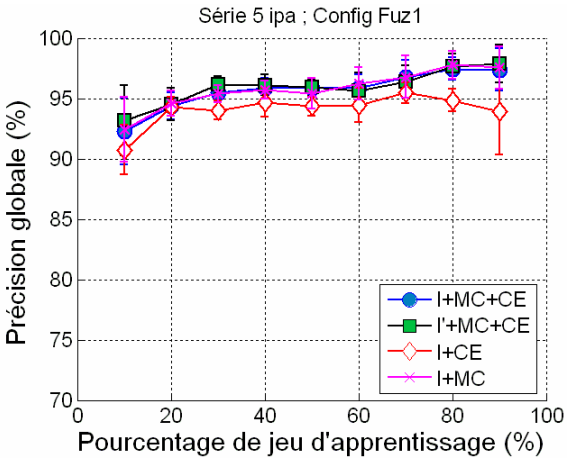
Dans cette annexe nous illustrons les précisions globales (PG) obtenus avec les différentes configurations de partition, les différentes séries d'images, les différentes sources d'informations et les différents pourcentages de jeux d'apprentissage. Nous montrons le nombre de règles générées dans chaque cas. Nous présentons également les courbes (PG vs. Nombre d'images par an) qui permettent d'analyser la robustesse du système.

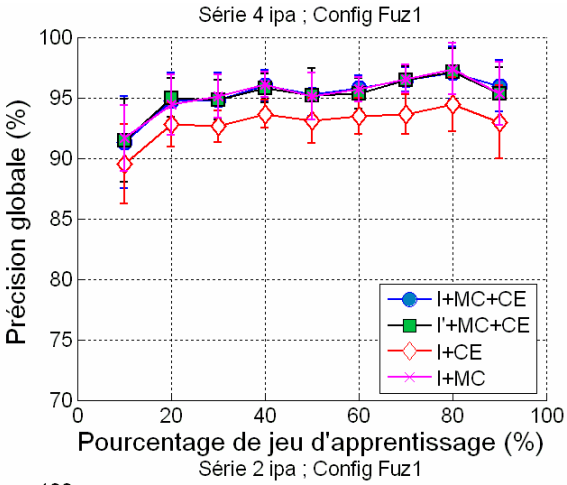
Rapport-Gratuit.com

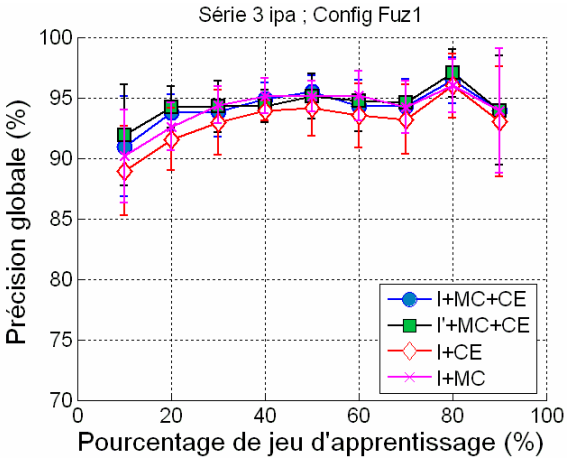
Précision globale

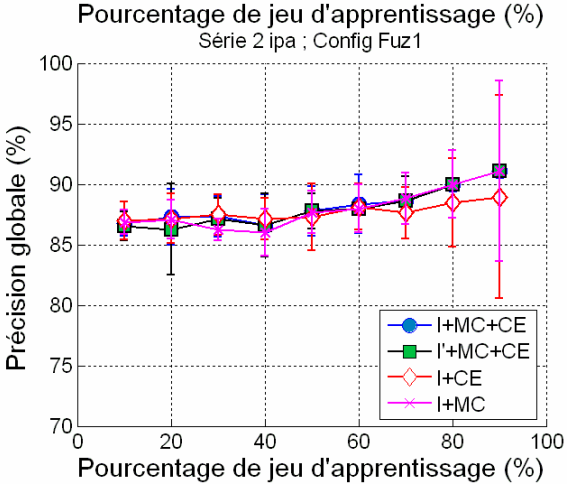
Config Fuz1



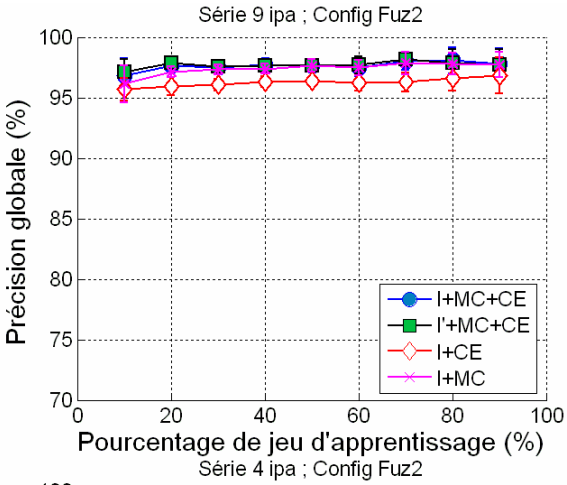


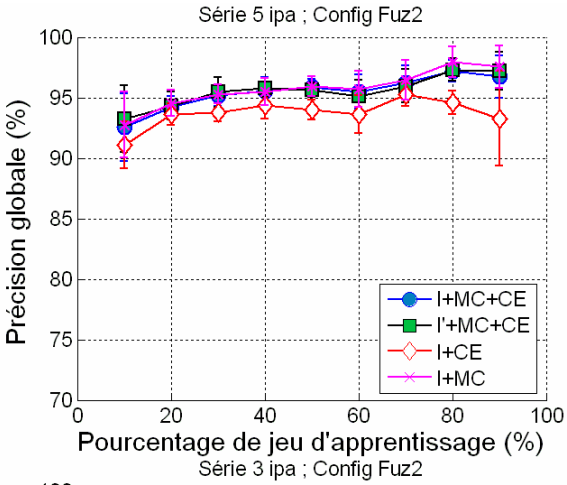


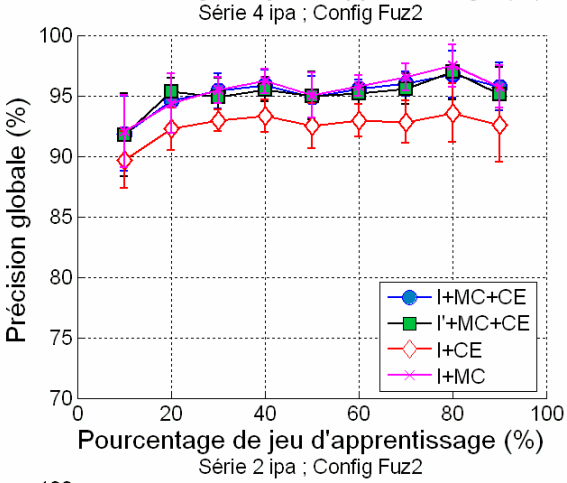


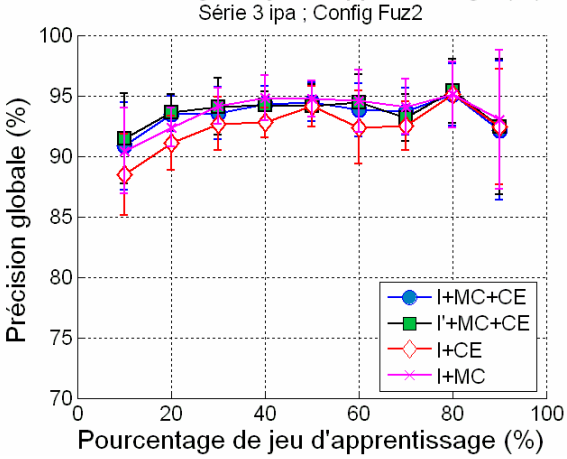


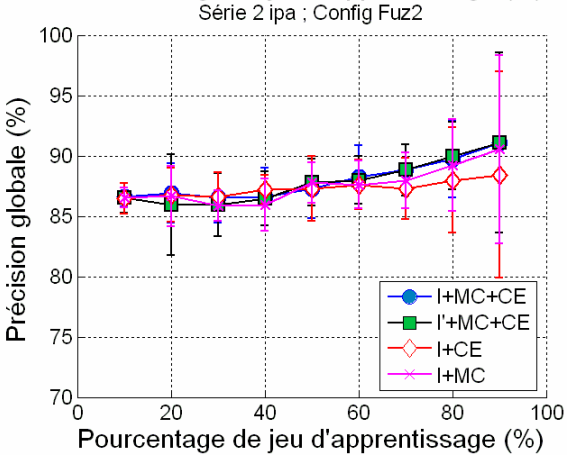
Config Fuz2





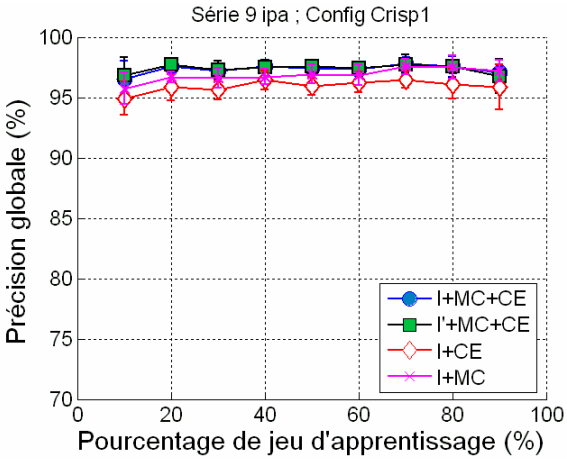


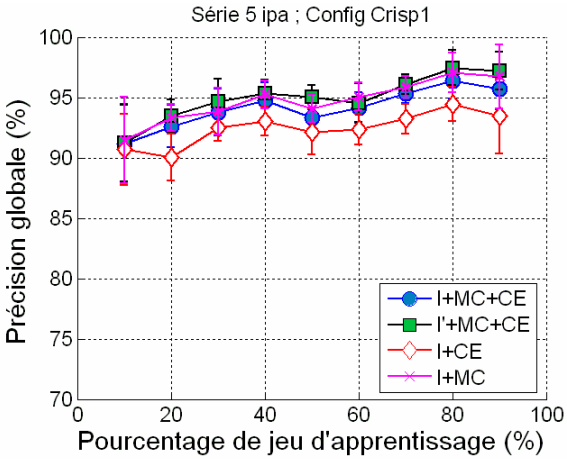


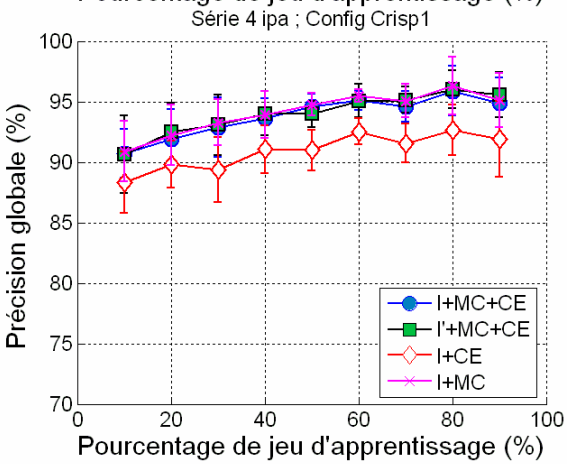


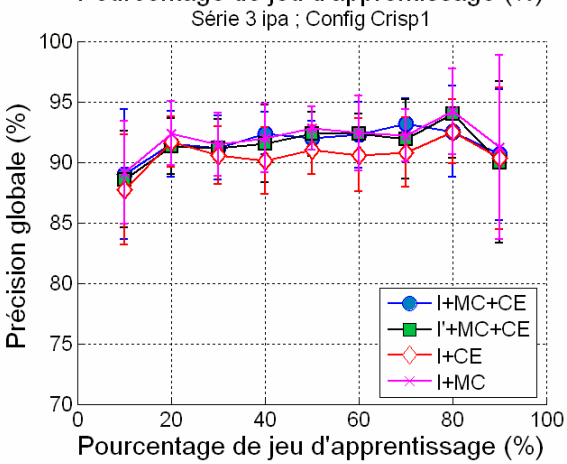
Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

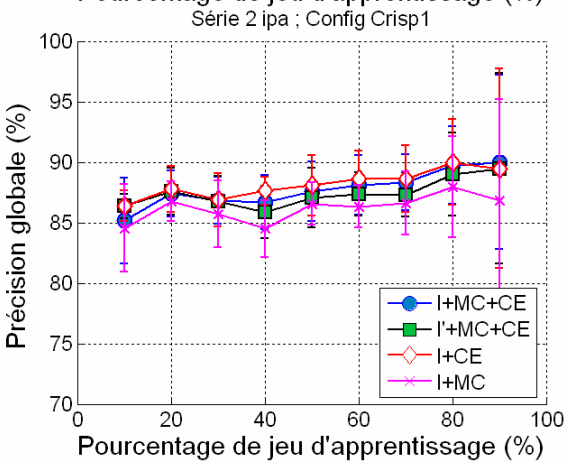
Config Crisp1



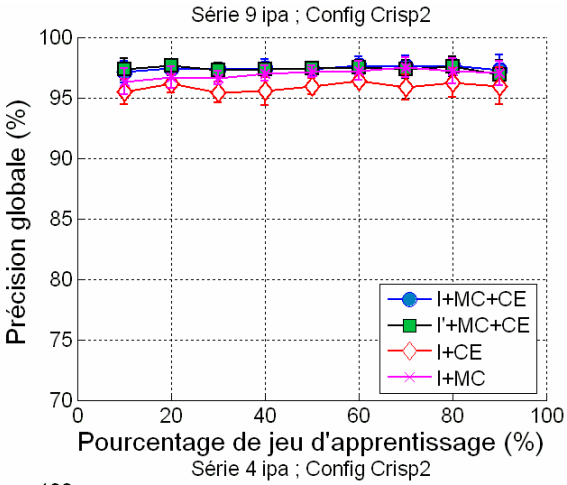


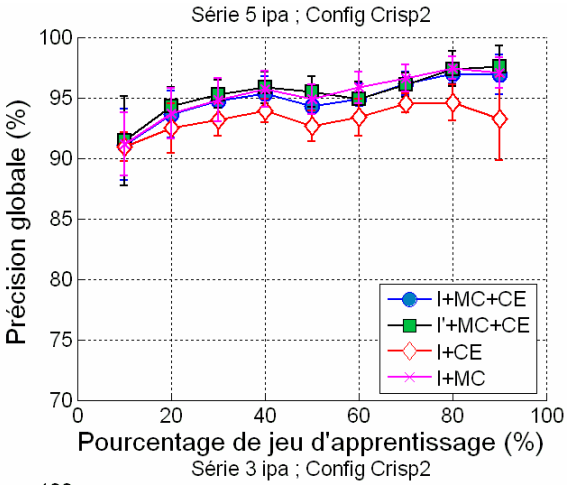


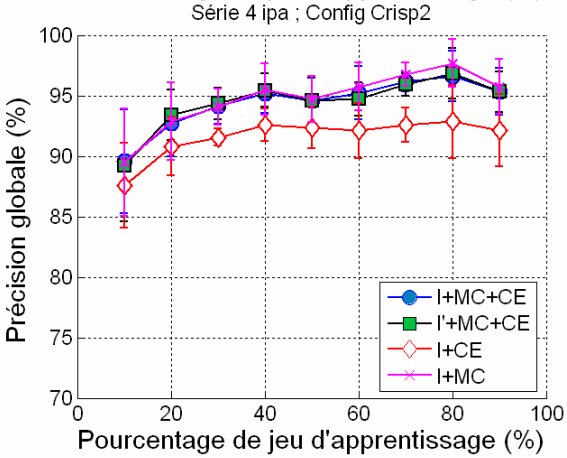


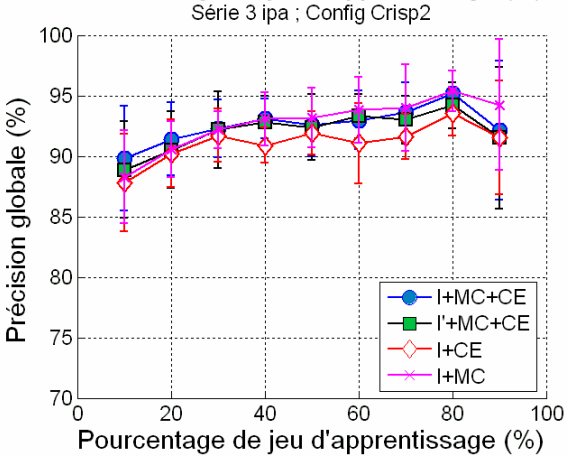


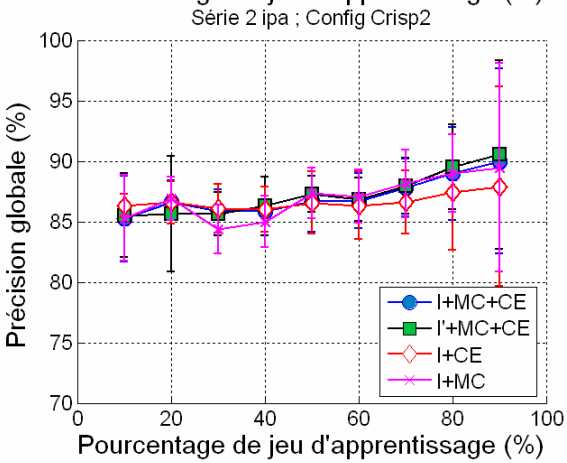
Config Crisp2





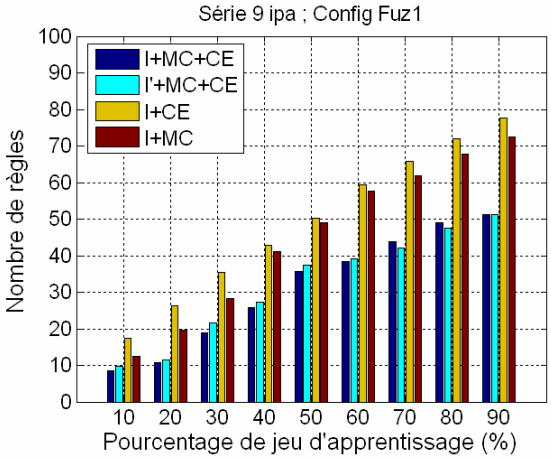


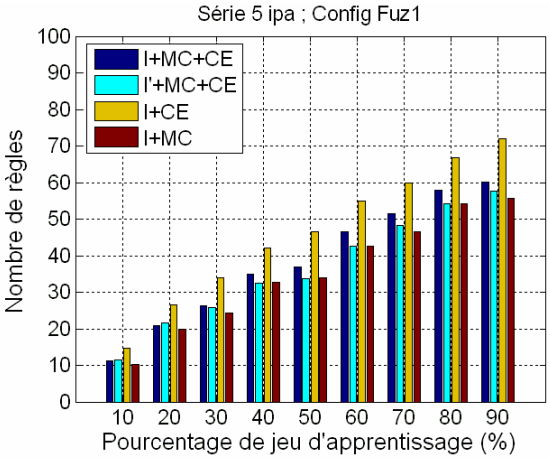


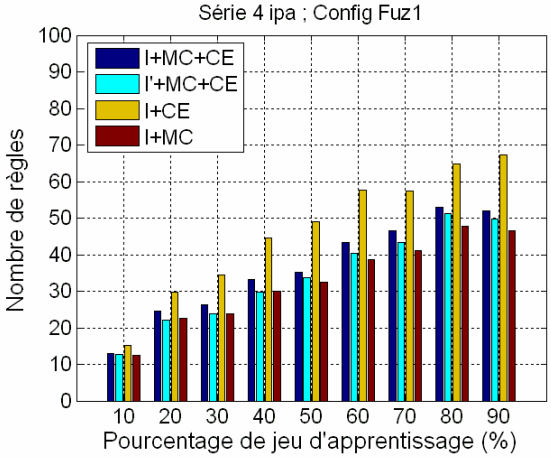


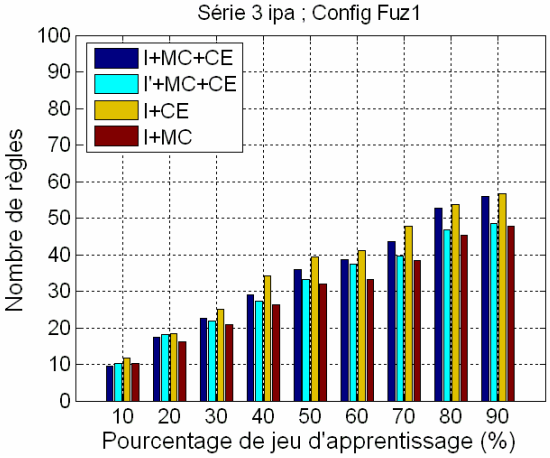
Nombre de règles

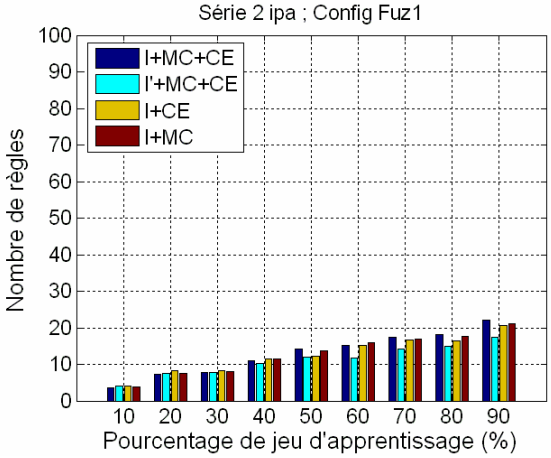
Config Fuz1



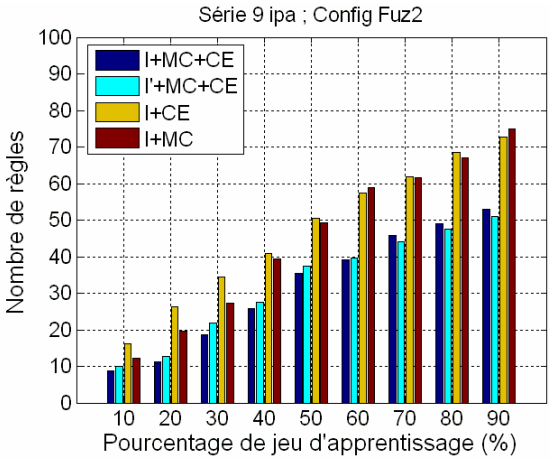


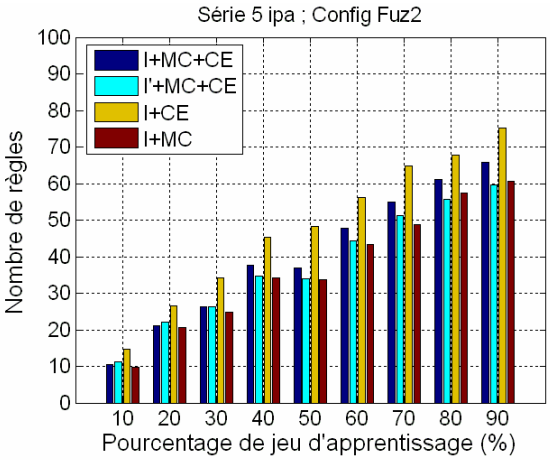


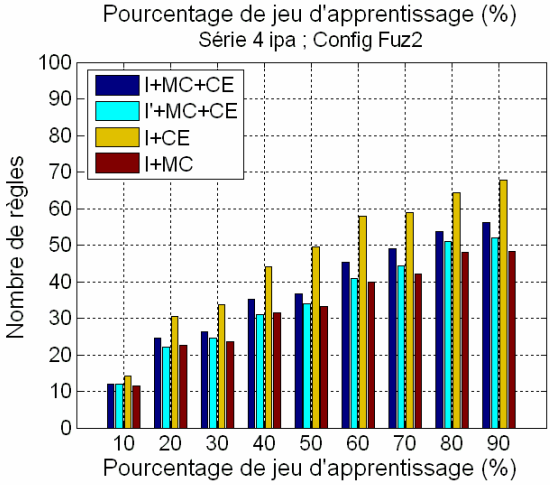


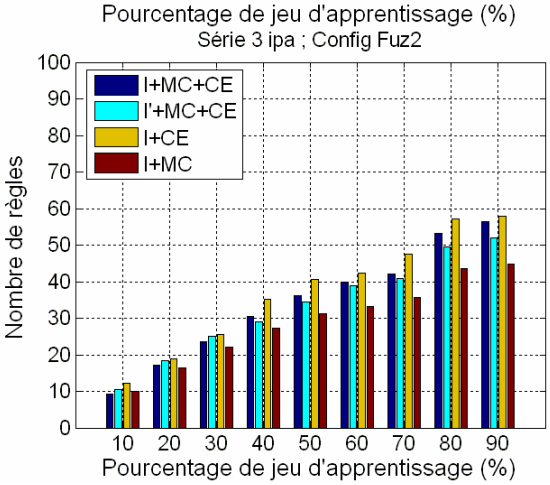


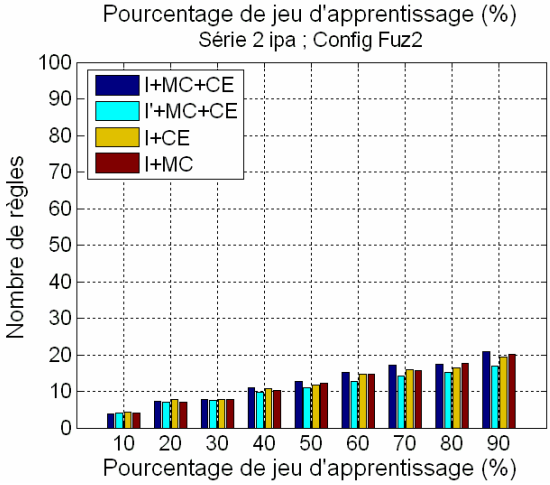
Config Fuz2


Série 9 ipa ; Config Fuz2
I+MC+CE
I'+MC+CE
I+CE
I+MC
Nombre de règles
Pourcentage de jeu d'apprentissage (%)

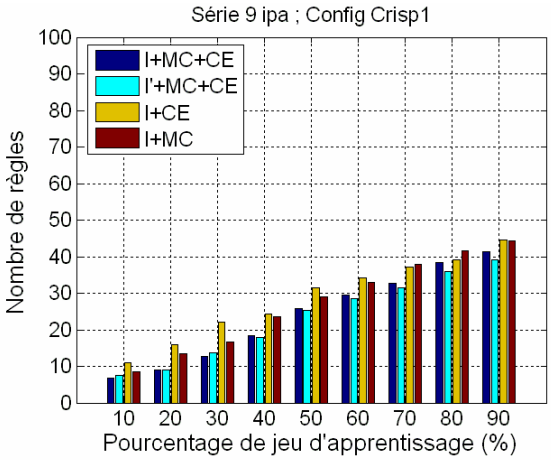

Série 5 ipa ; Config Fuz2
I+MC+CE
I'+MC+CE
I+CE
I+MC
Nombre de règles
Pourcentage de jeu d'apprentissage (%)

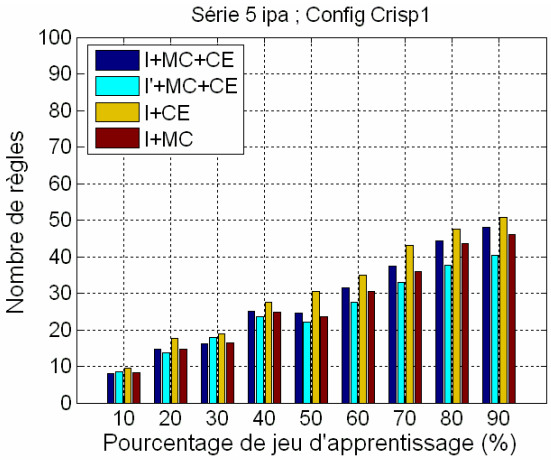

Série 4 ipa ; Config Fuz2
I+MC+CE
I'+MC+CE
I+CE
I+MC
Nombre de règles
Pourcentage de jeu d'apprentissage (%)

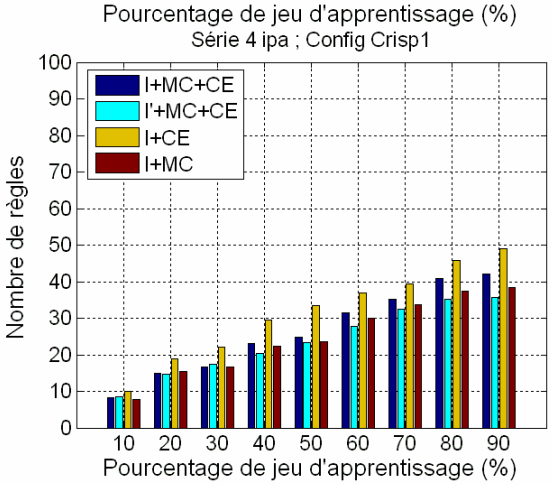

Série 3 ipa ; Config Fuz2
I+MC+CE
I'+MC+CE
I+CE
I+MC
Nombre de règles
Pourcentage de jeu d'apprentissage (%)

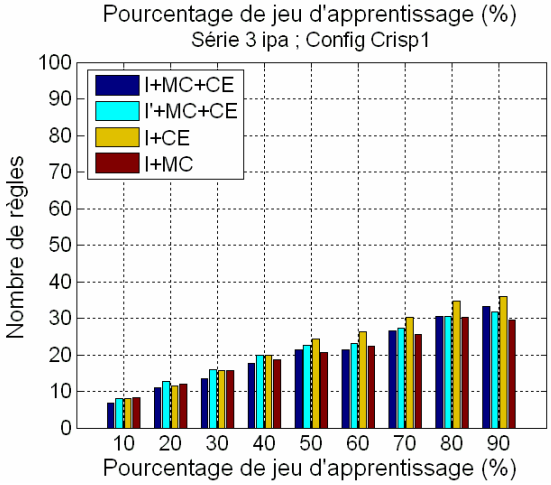

Série 2 ipa ; Config Fuz2
I+MC+CE
I'+MC+CE
I+CE
I+MC
Nombre de règles
Pourcentage de jeu d'apprentissage (%)

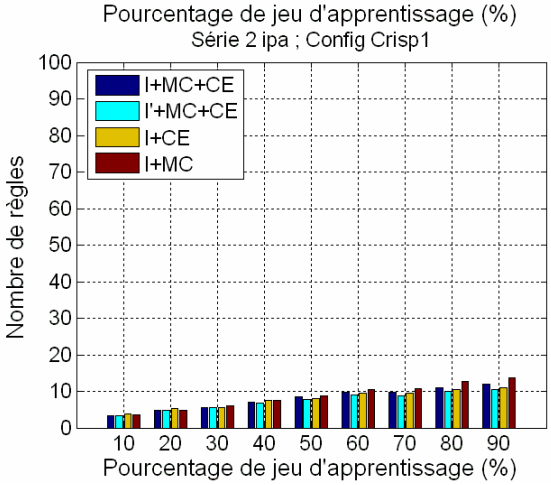
Config Crisp1



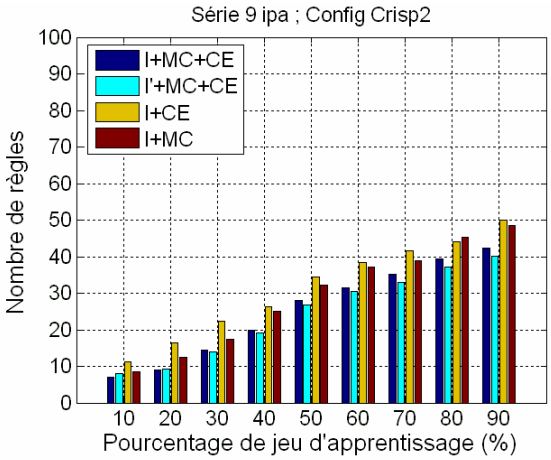


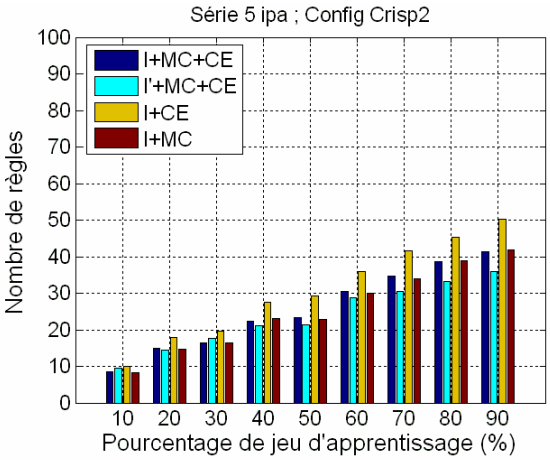


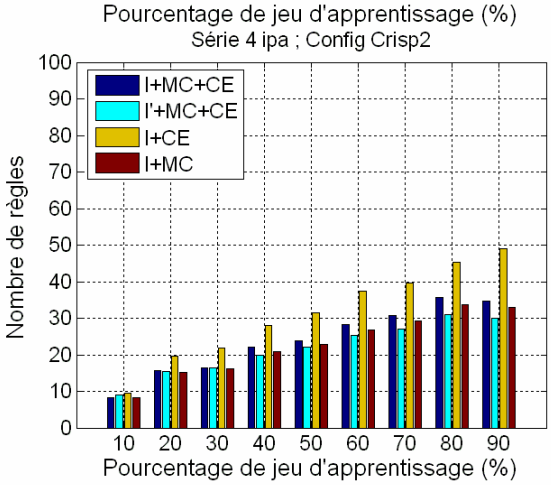


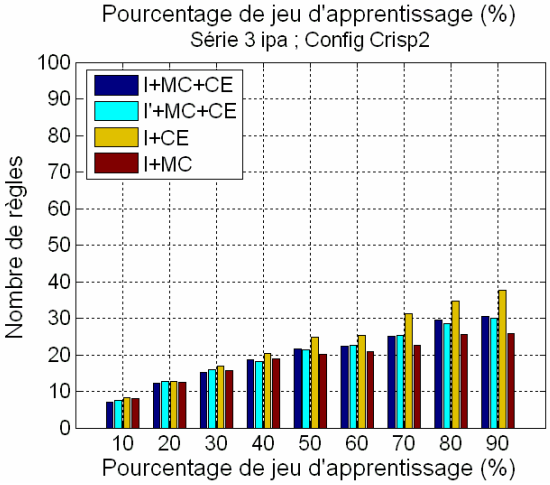


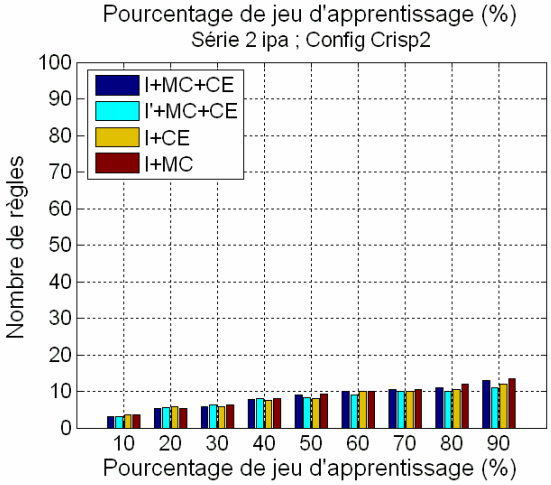
Config Crisp2





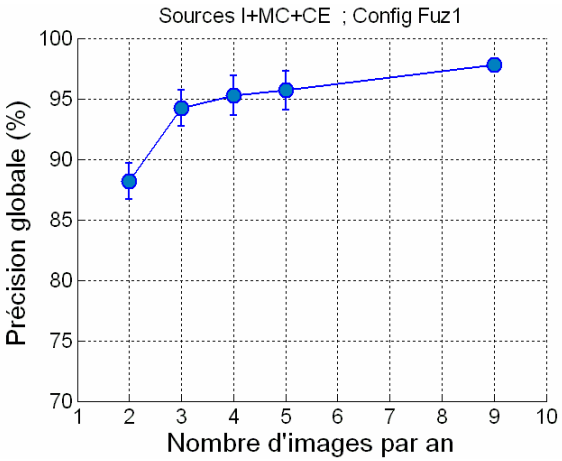


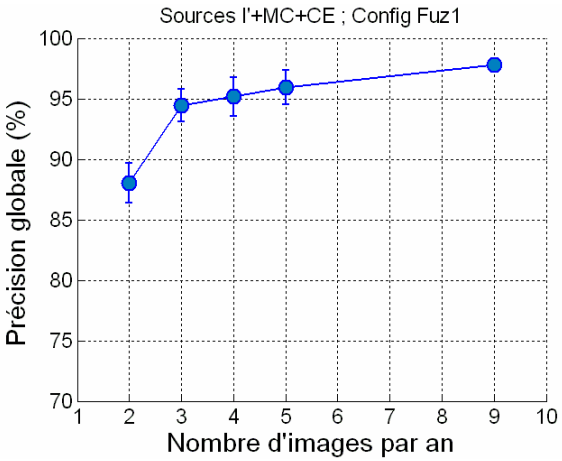


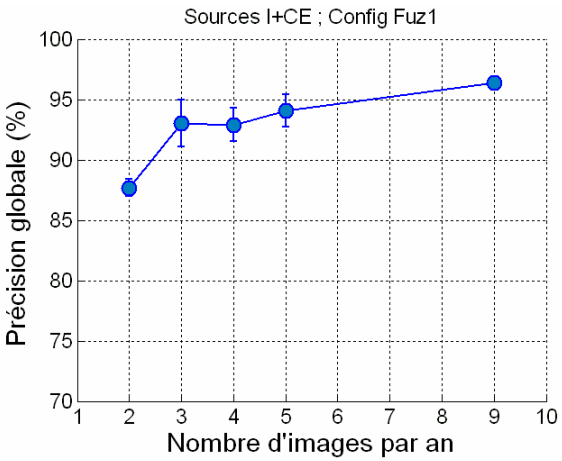


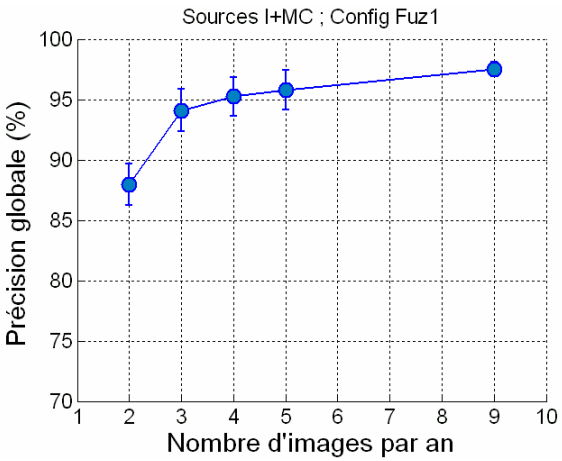
Robustesse

Config Fuz1

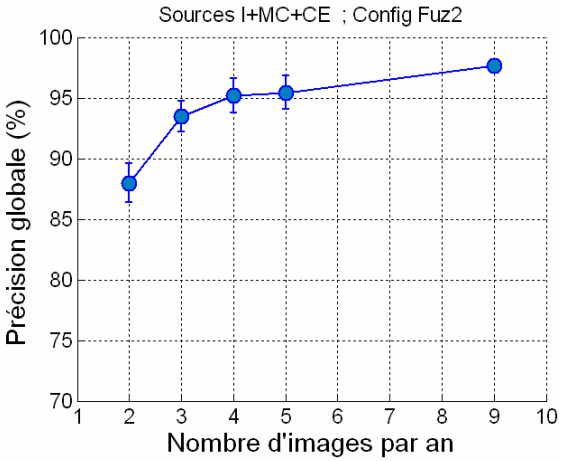


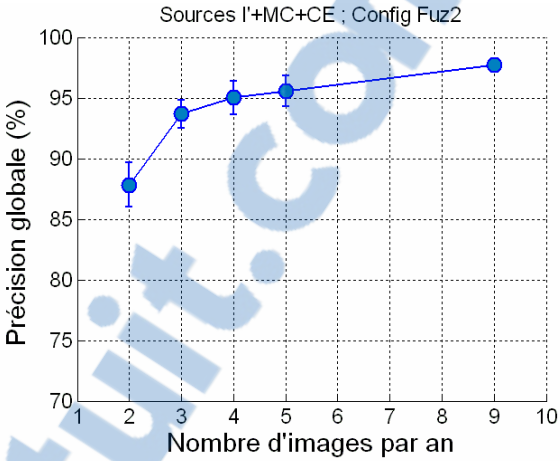


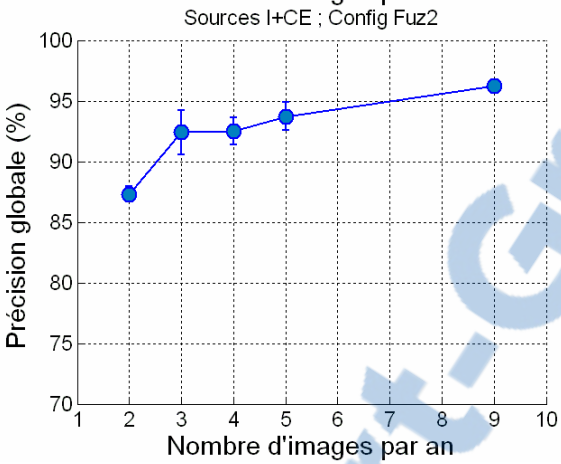


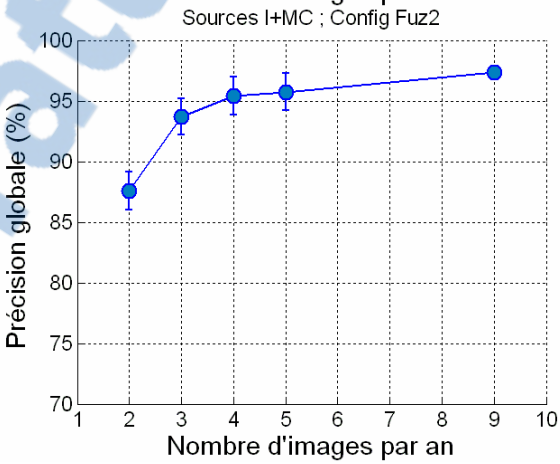


Config Fuz2



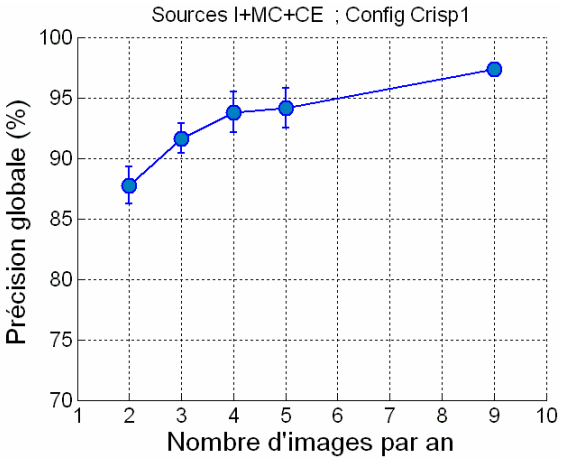


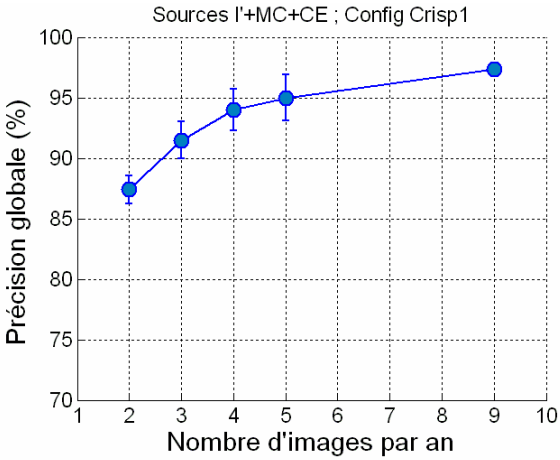


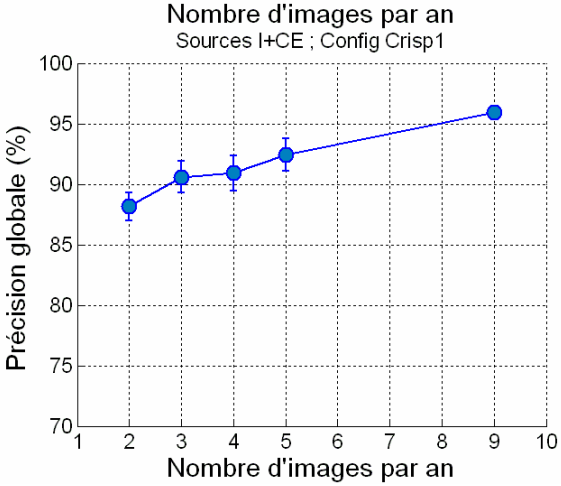


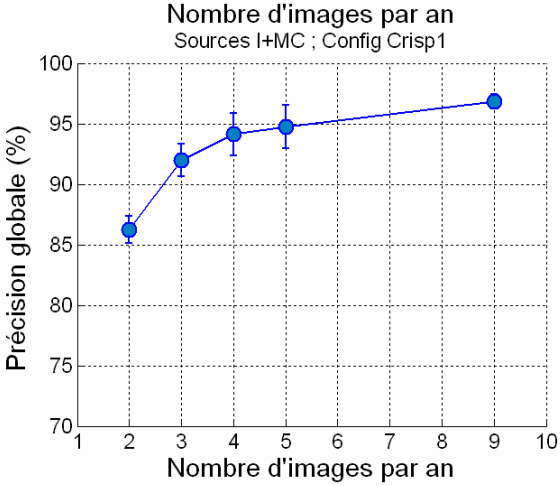
Rapport-Gratuit.com

Config Crisp1

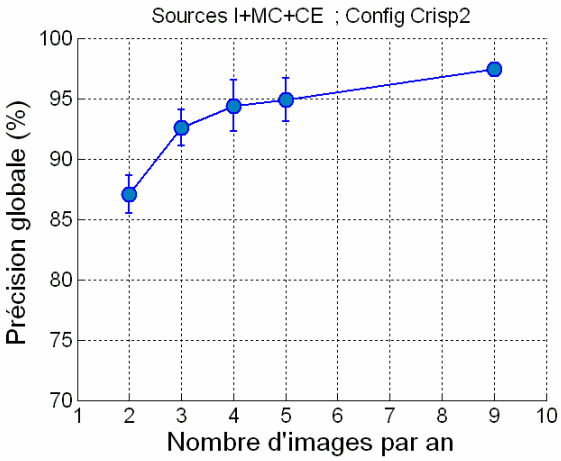


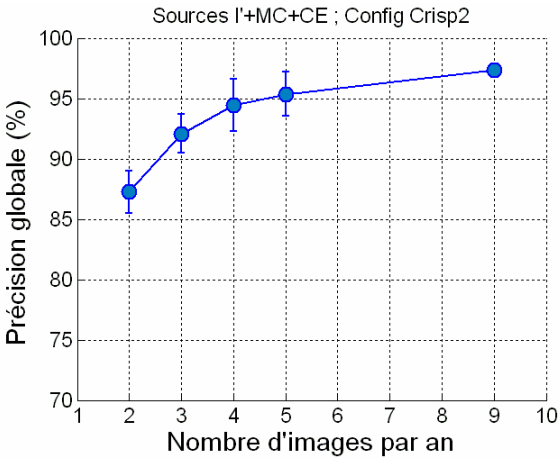


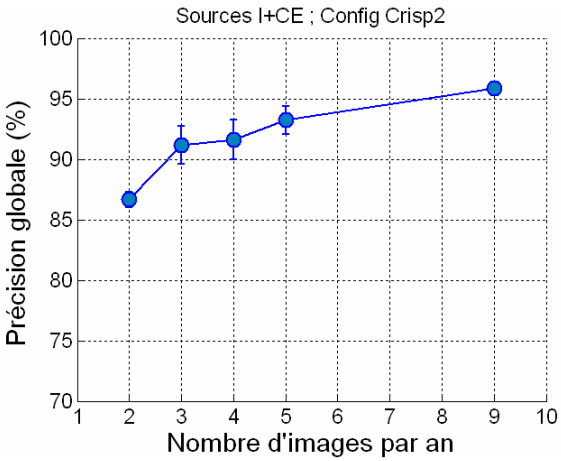


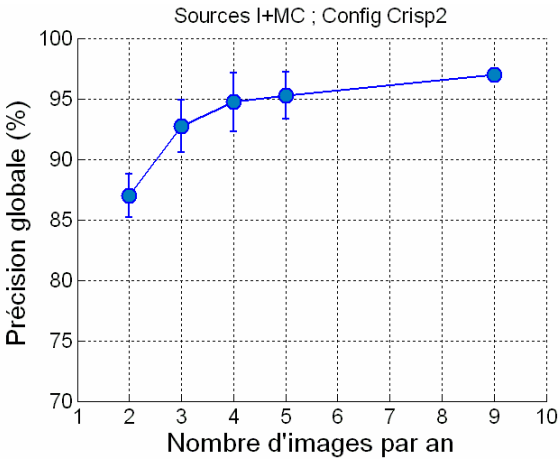


Config Crisp2









Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Annexes publications

Annexe P.1 :

Relative radiometric normalization and atmospheric correction of a SPOT 5 time series……...235

Radiometric normalization of a SPOT 4 and SPOT 5 time series of images (ISLE-REUNION) for agriculture applications ...……. ……..... 255

Radiometric normalization of high spatial resolution multi-temporal imagery: A comparison between a relative method and atmospheric correction…….……. 263

Annexe P.2 :

Integrating SPOT-5 time series, crop growth modeling and expert knowledge for monitoring agricultural practices - The case of sugarcane harvest on Reunion Island……...……...… 273

Multi-source information fusion: Monitoring sugarcane harvest using multi-temporal images, crop growth modelling, and expert knowledge…….307

Combining multi-source information for crop monitoring……...313

Fusion d'informations multi-sources pour le suivi des coupes de canne à sucre à La Réunion……...321

Sensors **2008**, *8*, 2774-2791

sensors

ISSN 1424-8220
© 2008 by MDPI
www.mdpi.org/sensors

Full Research Paper

Relative Radiometric Normalization and Atmospheric Correction of a SPOT 5 Time Series

Mahmoud El Hajj [1,*], Agnès Bégué [2], Bruno Lafrance [3], Olivier Hagolle [4], Gérard Dedieu [4] and Matthieu Rumeau [2]

1 Cemagref, UMR TETIS, Remote Sensing Centre in Languedoc Roussillon, 500 rue JF Breton, 34093 Montpellier Cedex 5, France; E-mail: mahmoud.elhajj@teledetection.fr
2 Cirad, UMR TETIS, Remote Sensing Centre in Languedoc Roussillon, 500 rue JF Breton, 34093 Montpellier Cedex 5, France ; E-mails: agnes.begue@teledetection.fr; matthieu.rumeau@laposte.net
3 Cesbio/CNES, 18 avenue E. Belin 31401 Toulouse Cedex 9, France ; E-mails: olivier.hagolle@cnes.fr; gerard.dedieu@cesbio.cnes.fr
4 CS-SI, Parc de la Plaine, Rue de Brindejonc des Moulinais, BP 5872, 31506 Toulouse Cedex 5, France ; E-mail: bruno.lafrance@c-s.fr

* Author to whom correspondence should be addressed; E-mail: mahmoud.elhajj@teledetection.fr

Received: 17 December 2008 / Accepted: 17 April 2008 / Published: 18 April 2008

Abstract: Multi-temporal images acquired at high spatial and temporal resolution are an important tool for detecting change and analyzing trends, especially in agricultural applications. However, to insure a reliable use of this kind of data, a rigorous radiometric normalization step is required. Normalization can be addressed by performing an atmospheric correction of each image in the time series. The main problem is the difficulty of obtaining an atmospheric characterization at a given acquisition date. In this paper, we investigate whether relative radiometric normalization can substitute for atmospheric correction. We develop an automatic method for relative radiometric normalization based on calculating linear regressions between unnormalized and reference images. Regressions are obtained using the reflectances of automatically selected invariant targets. We compare this method with an atmospheric correction method that uses the 6S model. The performances of both methods are compared using 18 images from a SPOT 5 time series acquired over Reunion Island. Results obtained for a set of manually selected invariant targets show excellent agreement between the two methods in all spectral bands: values of

the coefficient of determination (r^2) exceed 0.960, and bias magnitude values are less than 2.65. There is also a strong correlation between normalized NDVI values of sugarcane fields ($r^2 = 0.959$). Despite a relative error of 12.66% between values, very comparable NDVI patterns are observed.

Keywords: Radiometric normalization; Atmospheric correction; SPOT 5; Time series; Sugarcane.

1. Introduction

Time series of remotely sensed imagery acquired at high spatial and temporal resolution provide a potentially ideal source for detecting change and analyzing trends [1-3]. The dynamics of the radiometric signals and the vegetation indices are particularly interesting for crop monitoring, especially for mapping cropping operations (sowing, harvest, irrigation, etc.), for detecting growth anomalies, and for predicting yield.

Since multi-temporal images are often acquired by different sensors under variable atmospheric conditions, solar illumination and view angles, radiometric normalization is required to remove radiometric distortions and make the images comparable. Effects of artifacts, surface directionality and atmosphere can be corrected in an absolute or a relative way.

Several operational algorithms for absolute radiometric correction (atmospheric correction) have been developed, including Modtran2, 5S, SMAC (based on 5S) and 6S [4-7]. The major issue of these codes is how to retrieve the Top Of Canopy (TOC) reflectance from the Top Of Atmosphere (TOA) reflectance, which is derived from the radiance measured by the sensor. For this, information about both the sensor spectral profile and the atmospheric properties at the acquisition time is required to estimate atmospheric scattering and absorption effects. Other methods based on Dark Object Subtraction (DOS) have also been developed [8-10]; these methods avoid the need for atmospheric measurements but require radiative transfer codes to make absolute radiometric correction.

In order to eliminate the need for both radiative transfer codes and atmospheric optical properties that are difficult to acquire particularly for historic satellite data, many investigators have resorted to relative radiometric normalization. Proposed methods all proceed under the assumption that the relationship between the TOA radiances recorded at two different times from regions of constant reflectance is spatially homogeneous and can be approximated by a linear function. The normalization process can then be reduced to a linear regression calculation for each spectral band [11-17]. The main difficulty of relative normalization methods is determining the landscape features whose reflectances are nearly constant over time.

It is effective to manually select invariant targets, usually urban features, as presented by [17] and [15], but this approach is time-consuming and could result in subjective radiometric normalization. [18] developed a procedure that automatically select invariant pixels using scattergrams of the near-infrared data from images to normalize. This procedure is effective [19], but it is only applicable to images acquired under similar solar illumination geometries and similar phenological conditions. Another method to automatically determine invariant pixels was presented by [20]; the Multivariate

Alteration Detection (MAD) method they proposed uses traditional canonical correlation analysis (CCA) to find linear combinations between two groups of variables (i.e., the spectral bands of the subject and reference images) ordered by correlation, or similarity between pairs. The main drawbacks of this method are the noisy aspect of the MAD variates, the long computing time, and the need for huge computing resources when applied to images with high spatial resolution. More recent extensions of this method were developed to improve its performances but the time and resource consumption problem remains [21, 22]. Based on the foregoing, there is a need to develop and evaluate autonomous, fast and objective radiometric normalization methods that are able to deal with multi-temporal images acquired under different atmospheric and geometric conditions and in different seasons.

In this paper, we propose a novel automatic method for relative radiometric normalization of SPOT 5 time series. This method is based on linear regressions derived from the reflectances of automatically selected invariant targets (IT). We also present an atmospheric correction method that uses the 6S (Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum) model [7] and serves as comparison reference. The performances of the two methods are compared. Furthermore, since the SPOT 5 time series will be used for sugarcane crop monitoring, we assess the impact of each method on sugarcane field spectral properties.

2. Material and Methods

2.1. Study area

The study site is Reunion Island. It is a small territory (ca. 2512 km^2) located in the Indian Ocean (21°7' to 19°40' S, 55°13' to 61°13' E), north-east of Madagascar (Figure 1). As it is located in a tropical zone, the year is divided into two seasons: a hot rainy season from November to April and a cool dry season from May to October. The island is highly mountainous. There are smooth slopes in the coastal zones, which steepen quickly toward the centre of the island. The centre is made of three cirques, which give very sharp relief.

Sugarcane is the main crop in Reunion Island. It is cultivated along the coast over 26,500 ha (Source: DDAF 2004). Most of the growers are smallholders, and the average size of a sugarcane field is about 0.8 ha. In the wet north-eastern part of the island, sugarcane is rainfed, while in the drier south-western part, it is irrigated.

Figure 1. The location of Reunion Island in the Indian Ocean.

Indian Ocean
N
Saint-Denis
REUNION
10 km
10 km

2.2. Data set

The data set used in this study consists of 18 Spot 5 images over Reunion Island (Figure 2). Both Spot 5 instruments HRG1 and HRG2 acquire radiation in four spectral bands with high spatial resolution: 10 m in the Green, Red and Near Infra-Red (NIR) bands (B1, B2 and B3 respectively), and 20 m in the Short Wave Infra-Red (SWIR) band (B4) (Figure 3).

Figure 2. Example of image of KALIDEOS-ISLE REUNION database. False color composite (Red: band-4; Green: band-3; Blue: band-1) of the SPOT 5 image acquired on May 13th, 2004.

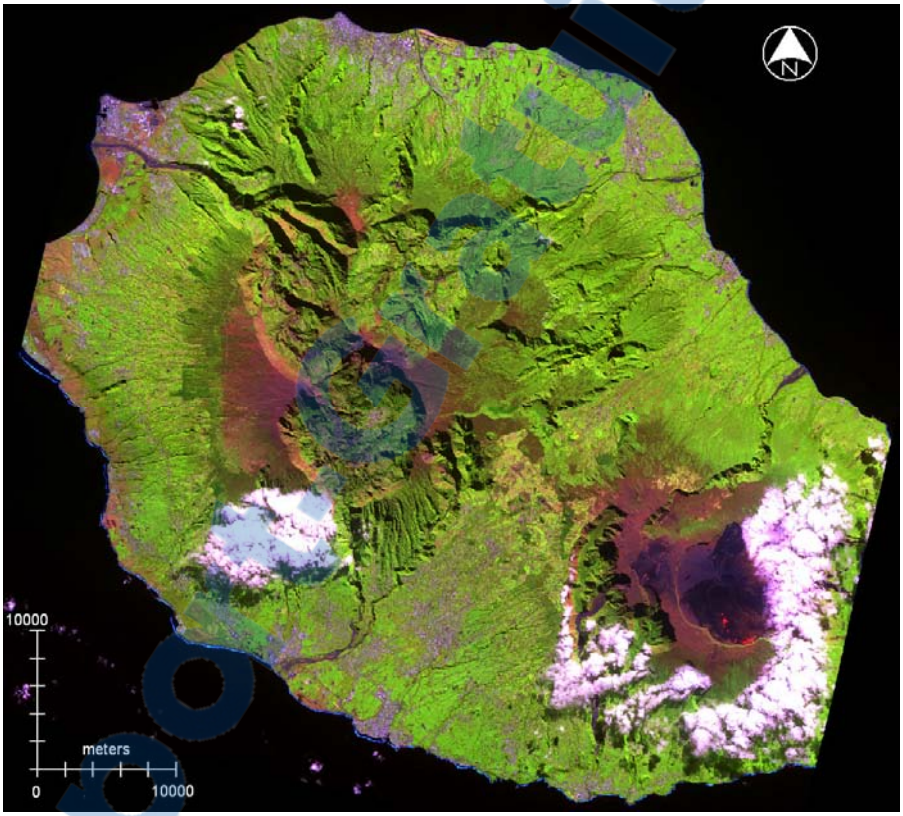
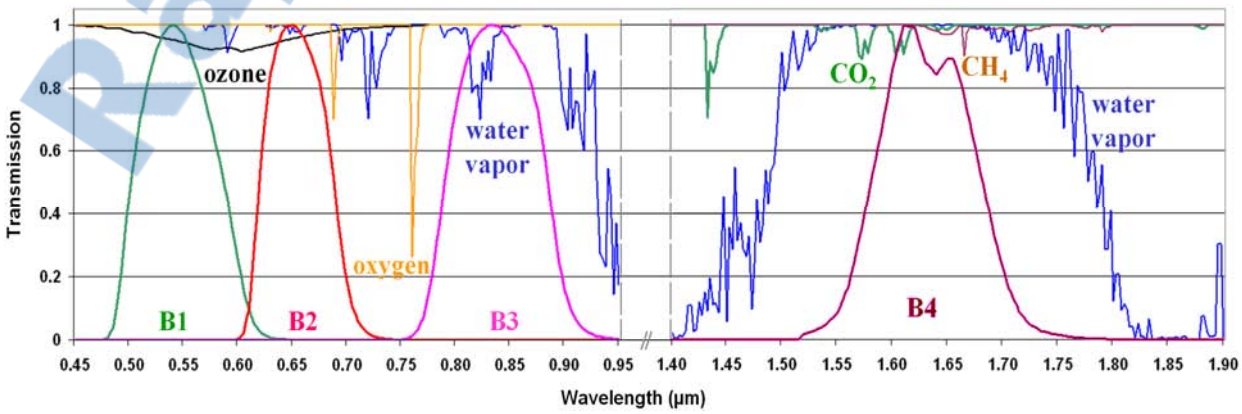


Figure 3. SPOT 5 spectral bands and gaseous transmissions for atmospheric model US62 with a water vapor amount of 1.424 g.cm^{-2} and ozone amount 0.344 cm.atm. (B1 = Green band; B2 = Red band; B3 = NIR band; B4 = SWIR band).



The images belong to the KALIDEOS-ISLE REUNION database set up by the CNES[1] [23, 24]. All images are ortho-rectified and co-registered to the UTM coordinate system (zone 40 South) with a root mean square error less than 0.5 pixels per image. Table 1 shows the characteristics of the images in the time series, as well as the atmospheric data estimated at the acquisition dates. The geometric conditions of acquisition and the atmospheric components vary significantly between images.

A cloud mask was available for each image, a as well as a saturation mask that defines the positions of pixels that are saturated in at least one of the four spectral bands. A Digital Elevation Model (DEM) was provided by the IGN (BD TOPO®) at 25 m resolution to determine the elevation of each pixel. A map of sugarcane-cultivated fields was also available.

Table 1. Characteristics of the imaging and atmospheric conditions of the time series. Imaging (geometric) parameters stem from image metadata. Atmospheric parameter estimation is described in Section 2.5.

Dates	**SPOT 5 Instrument**	**Incidence angle[2] (in degree) (Right = -)**	**Solar elevation[3] (in degree)**	**Phase angle[4] (in degree)**	**Pressure[5] (mbar)**	**H_2O_{atm}[6] ($g.cm^{-2}$)**	**Ozone[7] (cm.atm)**	**τ_{550}[8]**
01/10/2003	HRG 2	-04.65	64.10	21.28	1014	2.783	0.264	0.538
02/26/2003	HRG 1	-11.94	58.54	22.07	1013	5.469	0.259	0.322
04/24/2003	HRG 1	-04.39	48.02	40.23	1017	4.24	0.253	0.246
05/04/2003	HRG 1	10.90	46.80	47.99	1015	2.649	0.252	0.262
07/21/2003	HRG 1	10.58	41.20	53.13	1022	2.332	0.263	0.112
08/21/2003	HRG 1	18.17	48.90	51.00	1024	2.151	0.272	0.273
09/01/2003	HRG 1	-04.42	50.63	37.31	1026	1.954	0.276	0.277
10/08/2003	HRG 1	-25.95	60.40	19.75	1018	2.671	0.297	0.432
12/19/2003	HRG 1	-02.90	67.20	19.90	1017	3.093	0.272	0.357
03/17/2004	HRG 2	-19.10	54.2	25.24	1014	2.761	0.255	0.176
04/11/2004	HRG 1	+17.95	52.45	48.41	1014	4.793	0.252	0.26
05/13/2004	HRG 1	-11.80	42.90	43.86	1018	1.986	0.246	0.22
06/18/2004	HRG 2	+03.25	39.10	51.95	1024	2.357	0.237	0.11
07/09/2004	HRG 1	-04.73	38.83	49.70	1020	2.674	0.242	0.221
08/19/2004	HRG 1	+17.96	48.50	51.24	1027	2.126	0.254	0.197
10/26/2004	HRG 2	+03.30	67.90	24.94	1018	2.946	0.275	0.329
11/06/2004	HRG 1	-19.16	66.63	09.07	1021	2.541	0.286	0.351
12/07/2004	HRG 1	-12.28	66.65	11.19	1021	1.962	0.276	0.355

[1] Centre National d'Etudes Spatiales (France)
[2] The angle defined by the direction of the satellite and the vertical to the surface.
[3] The angle defined by the direction of the sun and the horizon.
[4] The angle defined by the projections of the sun direction and the satellite direction on the horizontal plane.
[5] Atmospheric pressure
[6] Water vapor amount
[7] Ozone amount
[8] Aerosol optical thickness at 550 nm

2.3. Calculation of TOA reflectance

The images are delivered as raw numerical counts that are simply equalized (corrected for the individual behavior of each pixel detector) and corrected for digital dynamic stretching. Thus, the first step in the radiometric correction process was to compute the reflectances at the Top Of the Atmosphere (TOA) for each image. This phase takes into account a) the calibration parameters for the acquisition date, which are absolute coefficients and the analog gain values, b) the solar zenith angle and c) the normalized solar irradiance. In order to obtain physical measurements independent of the radiometer characteristics, we converted the numerical counts to radiances. The radiance L^k_{TOA} at the TOA is linked to the measured count X^k by the following relation:

$$L^k_{TOA} = \frac{X^k}{A_k . G^k_m} \quad (1)$$

where:

- A_k is the absolute calibration coefficient for band k, estimated for the date of image acquisition. This coefficient was provided by the CNES [25] for each image, and takes into account sensor degradation over time.
- G^k_m is the analog gain of the on-board amplifier for band k [25].

L^k_{TOA} was then normalized by the exo-atmospheric solar incident flux in order to obtain the surface TOA reflectance ρ^k_{TOA}. This was calculated by:

$$\rho^k_{TOA} = \frac{\pi . L^k_{TOA}}{E^k_S . \cos\theta_S . (d_0/d)^2} \quad (2)$$

where:

- E^k_S is the mean exo-atmospheric solar irradiance for each band provided by the 6S radiative transfer code [7].
- θ_S is the solar zenith angle that stems from auxiliary data.
- d_0/d is the ratio of the Sun-Earth distance at the acquisition date to the mean Sun-Earth distance, calculated for the acquisition date by a simple ephemerid equation from 6S code [7].

To consider the effects of surface slope, $\cos(\theta_S)$ in eq. 2 was replaced by:

$$\beta_S = \cos(\theta_S) \cdot \cos(\theta_n) + \sin(\theta_S) \cdot \sin(\theta_n) \cdot \cos(\varphi_S - \varphi_n) \quad (3)$$

where θ_n is the surface zenith angle (slope), φ_S is the solar azimuth angle and φ_n the surface azimuth angle (aspect).

2.4. Relative radiometric normalization

We developed a simplified method for relative radiometric normalization of TOA images. This method does not require atmospheric data and attempts to uniformly minimize the effects of changing atmospheric and solar conditions relative to a reference image. The process is based on calculating linear regressions between images to be normalized and a reference one. Three main steps are identified: the choice of a reference image, the invariant targets (IT) selection, and the calculation of the linear regressions.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

2.4.1. Reference image

One of the images of the time series must be chosen as a reference to which all other scenes will be related. This image must be the least cloud-contaminated, time-wise adequate for the application, and must have a good spectral dynamic range. The reference image that we chose for our normalization is that acquired on May 13th, 2004 (Figure 2).

2.4.2. Automatic selection of IT

We developed an automatic technique for IT selection, because we wanted to make the selection process objective and obtain a sufficient number of IT covering a large spectral range.

The flowchart of the automatic IT selection technique is shown in Figure 4. For each image in the time series, we first calculate a multi-band difference image (MDI) by a pixel-based subtraction from the reference image. Then we apply to each MDI a set of masks in order to discard as many changing pixels as possible. By using cloud and saturation masks, we flag pixels related to cloud and/or affected by radiometric saturation. After this, we flag the maximum number of pixels related to changing vegetation areas using available agricultural maps; the agricultural map available for this study only defines the sugarcane-cultivated fields which constitute more than 60% of cultivated areas in Reunion Island. Next, since we are not interested in having IT in the ocean, we use the land boundaries to flag ocean pixels. We then select IT for each date using the histograms of unflagged pixels in the four MDI bands.

The histogram shape of each MDI band depends on the types of changes that happen between the unnormalized image date and the reference date. Each spectral band is sensitive to different sorts of change, therefore a land cover change could cause a significant modification of pixel values in one spectral band but not in the others. In all MDI bands, the pixels with relatively slight changes will be clustered around the modes of the histograms. This means that the majority of unflagged pixels are considered targets with no or nearly no change. The difference values corresponding to these pixels differ from zero because of the change in imaging conditions from one date to another. The centre of these clusters does not necessarily correspond to histogram-band mean positions because the frequencies of changes with equal magnitudes and different signs are unequal. The rest of the histogram belongs to pixels with real land changes. These pixels may have been affected by different imaging conditions, but their effect compared to real change is negligible.

For each date, histograms in the four MDI bands are shifted so that the difference values assigned to the majorities (modes) are brought back to zero. Finally, pixels in each MDI with near null values in all four bands are considered IT. The “near null” expression was translated by 7% of the standard deviation around the histogram mode. This threshold value was chosen after several tests; it allows the selection of an optimal number of IT. We are not concerned about selecting biased invariant targets as we use selection criteria in all four bands simultaneously. The selected invariant targets represent an average of 0.044 % (10928 pixels) of the island pixels and include a wide diversity of features: pixels of large buildings, bare soils, roads, dense forests, volcanic lava, lakes, etc.

2.4.3. Regression coefficient calculations

For selected IT, we extract mean reflectance values in the four spectral bands from the TOA images. Using these values, we established linear regressions for each band of the form:

$$y = ax + b \tag{4}$$

where y is the reference image and x the other images in turn. The regressions were then applied to the images to perform relative radiometric normalization. By applying this method we obtained a corrected time series with relatively normalized TOA reflectances.

2.4.4. Manual selection of IT for validating the automatic selection technique

In order to validate the technique of automatic IT selection, we built up a set of manually selected IT (MSIT). This was done by photo-interpretation based on area knowledge. The MSIT set consists of 70 features of dimensions 20 m x 20 m spread over the whole island surface. It comprises large buildings, dense forests, volcanic lavas, bare soils, airport tracks, and more. MSIT were chosen so as to cover a large spectral range in each of the four SPOT 5 spectral bands.

First, we assessed the temporal stability of the MSIT by evaluating for each the standard deviation of its reflectances over all the TOA images. The mean standard deviation values of the MSIT reflectances were less than 4% in the four bands, so the set was considered acceptable.

A subset M of the MSIT was used to establish for each date a new set of linear regressions according to eq. 4, where, as before, y is the reference image (acquired on May 13th, 2004) and x the other images in turn. This set of regressions and that obtained by the automatic selection technique were used to separately normalize the reflectances of the targets in another subset N of the MSIT. The goal is, as mentioned before, to assess the validity of the automatically selected IT. Results are shown in section 3.1, based on linear regression analysis and the evaluation of the RMSE (root mean square error) and the bias given by:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum(\rho_{Man} - \rho_{Aut})^2} \tag{5}$$

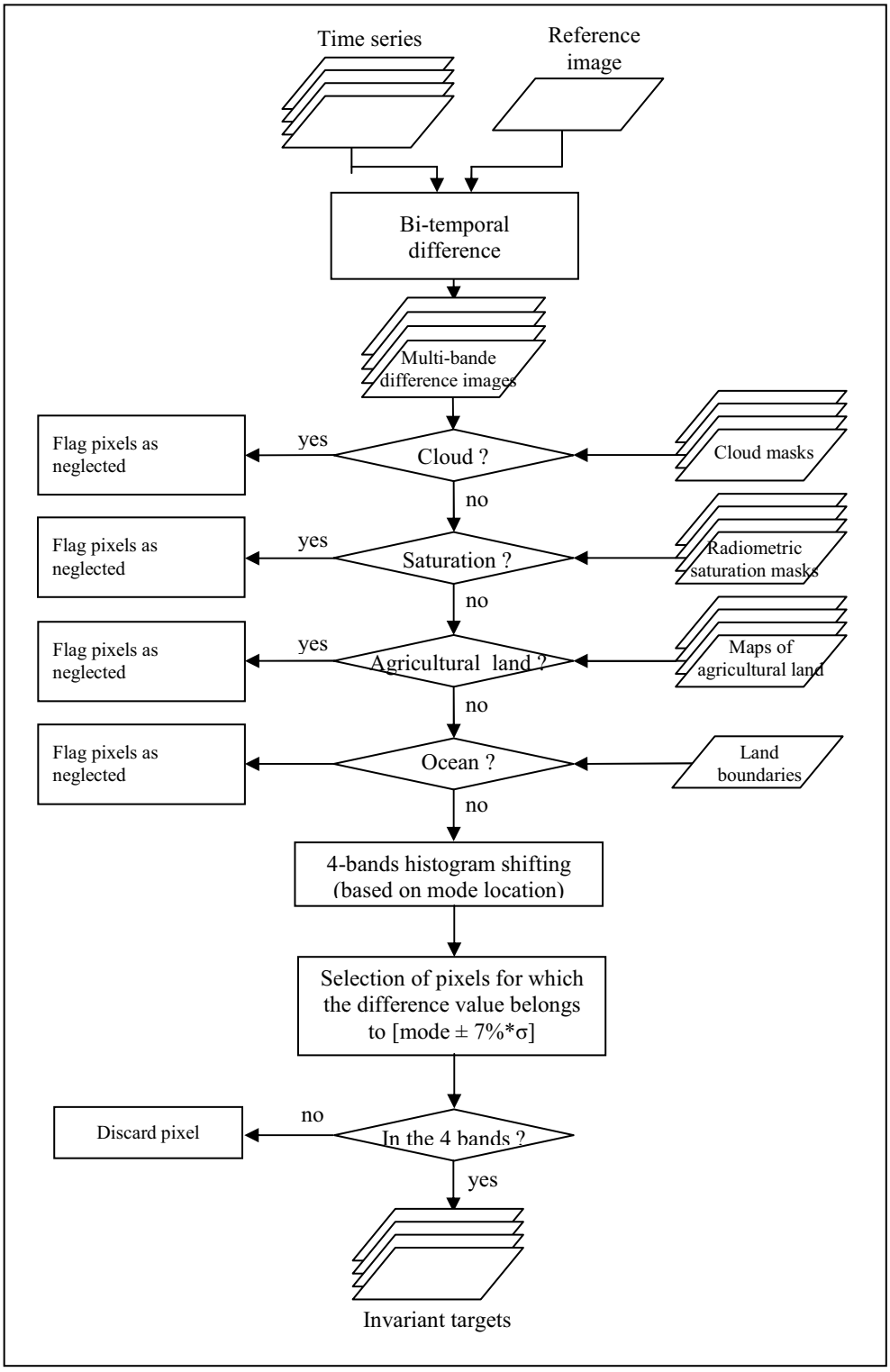
$$Bias = \frac{1}{n}\sum(\rho_{Man} - \rho_{Aut}) \tag{6}$$

where n is the number of MSIT in N, and ρ_{Man} and ρ_{Aut} are the relatively normalized reflectances of the MSIT obtained by the automatic and manual selection sets, respectively.

2.5. Atmospheric correction

The reflectance at the top of canopy (TOC) (the ground reflectance) is calculated using simulations of the 6S atmospheric correction model [7]. This code predicts the satellite signal from 0.25 to 4.0 micrometers assuming a cloud-free atmosphere. The 6S radiometric correction scheme requires a) the atmospheric pressure, which is correlated to the molecular scattering radiance, b) the gas amounts (water vapor, carbon dioxide, oxygen and ozone) for atmospheric transmittance due molecule absorption and c) the aerosols characteristics (type and concentration).

Figure 4. Flowchart of the automatic selection technique of IT.



2.5.1. Atmospheric data

Gas amount and atmospheric pressure

SPOT 5 spectral bands are variably "affected" by atmospheric gas absorption and scattering (Figure 3). Stratospheric ozone absorption, with a maximum around 0.6 μm and extending from approximately 0.4 to 0.8 μm, affects bands B1 and B2. Oxygen presents strong absorption at 0.69 μm and 0.763 μm,

and affects band B2 and a little band B3. Water vapor presents an absorption spectrum above 0.6 μm with more or less important absorption lines, and mainly affects band B3 and, to a lesser extend, band B2. The spectral sensitivity of band B4 to gaseous absorptions (carbonic gas, methane or water vapor) is very weak. For stable gas, such as oxygen, carbonic gas and methane, the simulations use a standard vertical profile. This profile is obtained by model US62 included in the 6S code. For more fluctuating gas, daily values are necessary. The water vapor amount, integrated over the atmospheric column, is obtained from meteorological information. We used NCEP (National Center for Environment Prediction) models to determine this parameter; the ozone amount is accessible from satellite data such as TOMS and TOAST.

The molecular radiance, resulting from light scattering by molecules, prevails for short wavelength bands (B1 and B2). Molecular radiance depends on the molecular optical thickness. This latter is well known for standard atmospheric pressure (1013 mb) and must balanced by the real pressure corresponding to the SPOT 5 acquisition date. Atmospheric pressure is also accessible from NCEP.

Aerosol characteristics

Tropospheric aerosols are the most difficult atmospheric components to characterize. The atmospheric correction code requires the aerosol optical thickness at 550 nm and a description of the particle type to derive their spectral properties.

As Reunion Island is located in the Indian Ocean, it is strongly influenced by oceanic conditions. Both L3 Standard Mapped Image of SeaWIFs products, measured over sea surrounding the island, and meteorological information from NCEP models, give the required information to characterize aerosols. SeaWIFs products give the aerosol optical thickness for a wavelength of 865 nm, while NCEP data provide the relative humidity of air. Assuming a maritime model for aerosols, we used the Shettle and Fenn model [26] to calculate the optical thickness at 550 nm from the relative humidity of the air and the optical thickness at 865 nm.

Ground elevation correction

Due to its volcanic origin, the topography of Reunion Island is strongly heterogeneous with high slopes and an elevation from sea level to more than 3000 m over only 2500 km^2. Since the atmospheric optical thickness fits the relief, ground elevation must be taken into account in the atmospheric correction process.

As atmospheric parameters are specified for a given altitude z_{ref}, their values V must be adjusted for the simulated elevations z_i. The concentrations of atmospheric components are adjusted by using scale height H applied to their vertical profiles:

$$V(z_i) = V(z_{ref}) * \exp\left(-\frac{z_i - z_{ref}}{H}\right) \quad (7)$$

The elevation correction $V(z_i)$ (eq. 7) is applied to atmospheric pressure, aerosol optical thickness and total amount of water vapor integrated over the vertical column. The atmospheric pressure is correlated to the molecular density with a scale height of 8 km. Water vapor and aerosols are mostly concentrated in the low troposphere. Although their profiles are strongly variable, we can roughly approximate them by assuming an exponential decrease of concentration with a scale height of 2 km.

2.5.2. Calculation of TOC reflectance

TOC reflectance is deduced, pixel by pixel, by comparing measured reflectance at TOA to 6S simulations for a range of TOC reflectance using geometric and atmospheric conditions corresponding to each SPOT 5 acquisition.

The principle is based on calculating Look-Up Tables (LUTs) that give couples of TOC and corresponding TOA reflectances (one table by spectral band). The 6S code has been adapted to allow internal loops over the different TOC reflectances and, therefore, to easily calculate one LUT by spectral band. TOC reflectance varies from black ground with null reflectance to bright surface with reflectance of 0.8, with a predefined step of 0.01. From calculated TOA reflectance, we perform an interpolation in the LUTs to obtain the TOC reflectance corresponding to the measured TOA reflectance for each pixel of the image.

In order to take elevation into account, we used the DEM that gives the real elevation z for each pixel. From 6S LUTs simulated for elevations z_i and z_{i+1} surrounding z, new LUTs (TOC reflectance / TOA reflectance) are calculated for altitude z by linear interpolation. Once these new LUTs are available for the current pixel of altitude z, we use it to inverse the TOC reflectance corresponding to the measured TOA reflectance.

3. Results and Discussion

3.1. Validation of the automatic selection technique of IT

First, we present the results of validation of the IT automatic selection technique. Figure 5 shows the regressions obtained between the relatively normalized reflectances of MSIT in N (see Section 2.4.4) in the four spectral bands. The correlation between the normalization resulting from the two IT selection approaches is very strong: r^2 exceeds 0.98 in all spectral bands. Moreover, RMSE values range from 0.843 to 1.205, with a bias typically between -0.081 and 0.285 (very small) (RMSE and bias unit: percent of reflectance). Consequently, we consider that the proposed automatic selection technique of IT is successful and is an excellent alternative to time-consuming manual IT selection.

3.2. Comparison of relative normalization and atmospheric correction performances

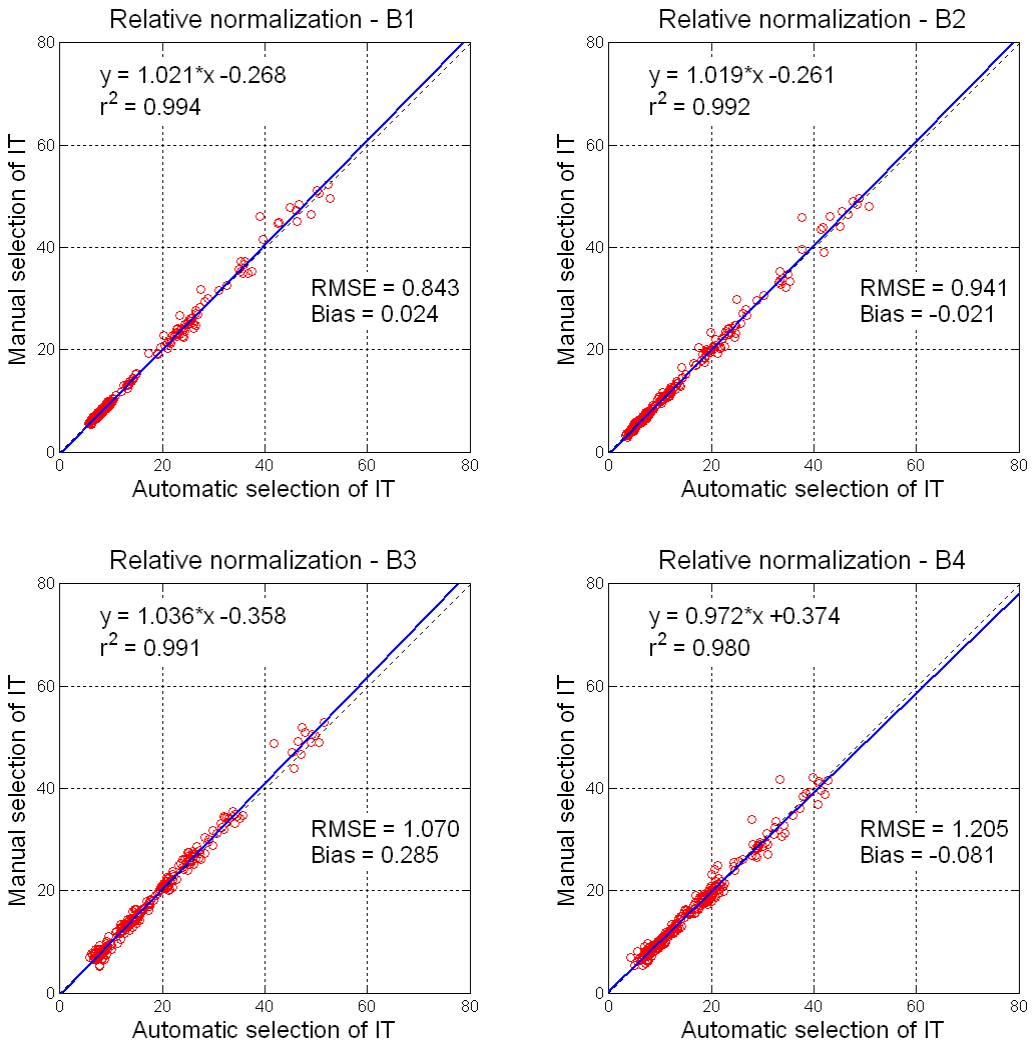
The comparison between the relative normalization and atmospheric correction methods was carried out by evaluating the impact of each method on reflectances of MSIT.

For each MSIT, we extracted the mean values of atmospherically corrected reflectances (TOC reflectances) at each date. For each date, we also calculated the relatively normalized reflectances of each MSIT using relatively normalized images obtained using the automatic IT selection technique. Figure 6 shows the relatively normalized reflectances of MSIT as a function of its TOC reflectances, for all spectral bands. An excellent correlation is found in all bands: r^2 is equal to 0.992, 0.994, 0.983 and 0.960 in B1, B2, B3 and B4, respectively. The RMSE and bias values are small. The former ranges from 1.544 to 3.221, and the latter varies between -2.649 and 1.302.

We were also interested in evaluating the impact of each method on the temporal behavior of the MSIT reflectances. For this, we calculated the standard deviation of the profile of each MSIT over the 18 acquisition dates a) before normalization (TOA reflectances), b) after relative normalization, and c)

after atmospheric correction (TOC reflectances). Table 2 shows the average and maximum values of the standard deviation obtained at each level and in each band. When looking at the average standard deviations, we notice that both the relative and the atmospheric correction methods smooth the temporal profiles of MSIT reflectance in the four spectral bands. However, the relative radiometric normalization better smoothes these profiles, and also decreases the maximum value of the standard deviations (not the case for atmospheric correction). This might be due to the fact that the relative normalization corrects not only a part of atmospheric effects but also a part of surface directionality effects. Consequently, we consider that both methods reduce the radiometric distortion of the time series, but that relative normalization corrects it better.

Figure 5. Regressions obtained in each band for the validation of the automatic selection technique of IT: the x-axis corresponds to the normalized values obtained by automatic selection, and the y-axis to the normalized values obtained by manual selection.



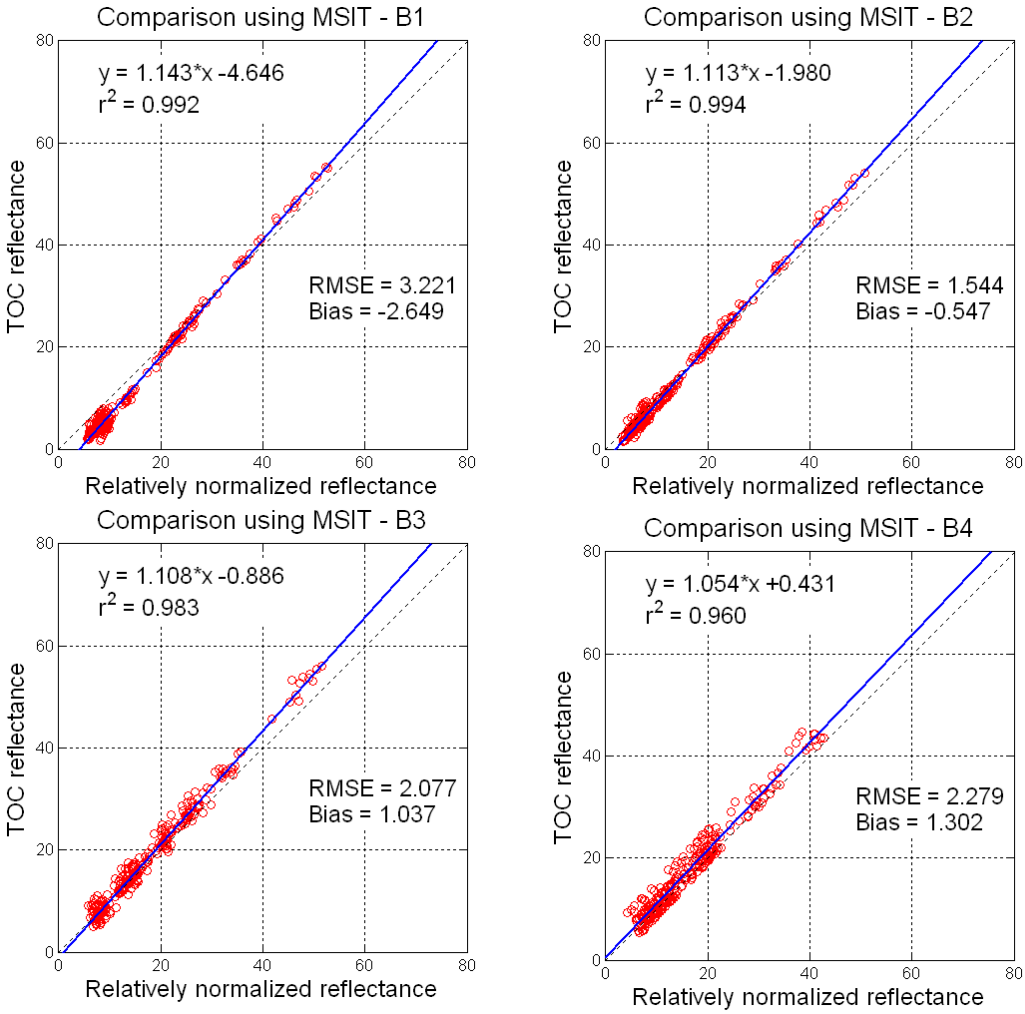
3.3. Impact on the spectral properties of sugarcane fields

Since the final goal of this project is monitoring sugarcane crop using multi-temporal images of SPOT 5, it was necessary to assess the impact of each method on the NDVI values calculated at the sugarcane field scale. The NDVI is computed by:

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{red}}{\rho_{NIR} + \rho_{red}} \quad (8)$$

where ρ_{NIR} and ρ_{red} are the reflectances in the NIR band (B3) and Red band (B2) respectively. The NDVI temporal profile is actually a very good tool for sugarcane yield prediction and harvest detection [27-29].

Figure 6. Comparison between MSIT reflectances corrected by 6S (TOC reflectance) and those corrected by relative radiometric normalization.



Twenty fields were chosen for the comparison. We calculated for each field the mean NDVI values at each date using relatively normalized images and TOC images.

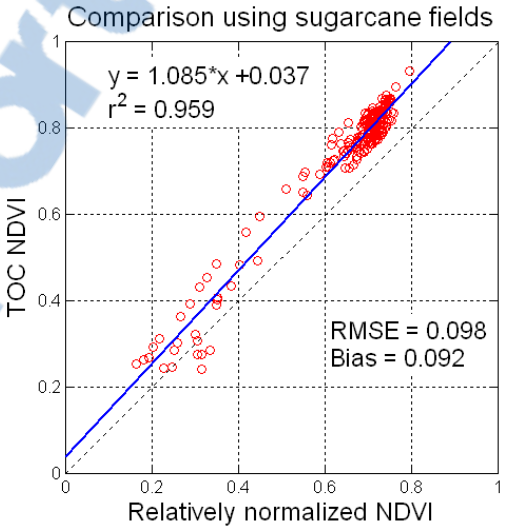
Figure 7 shows the regression obtained between the relatively normalized NDVI and the TOC NDVI values obtained for all dates and fields. There is a strong correlation ($r^2 = 0.959$) between the

two methods. However, the RMSE and bias values are non-negligible (RMSE = 0.098, Bias = 0.092). The relative error was estimated to be 12.66%, which is high.

Table 2. Average and maximum values (over 18 dates) of the standard deviation (STD) calculated for the reflectances of manually selected IT (MSIT): before radiometric normalization (TOA), after relative radiometric normalization, and after atmospheric correction (TOC).

	TOA				**TOA + Relative normalization**				**TOA + Atmospheric correction (TOC)**			
	B1	*B2*	*B3*	*B4*	*B1*	*B2*	*B3*	*B4*	*B1*	*B2*	*B3*	*B4*
Average STD	1.34	1.59	1.80	2.08	0.88	1.10	1.25	1.25	1.23	1.46	1.69	1.98
Maximum STD	3.43	3.54	2.95	4.21	3.04	3.21	2.63	2.59	3.51	3.57	2.86	4.08

Figure 7. Comparison between NDVI values at the sugarcane field scale calculated after atmospheric correction by 6S (TOC NDVI) and after relative radiometric normalization.



Since relative radiometric normalization is not intended to absolutely correct the images but only to normalize them according to a reference image, it was more relevant to compare the relative evolution (increase or decrease) of NDVI from one date to another. Thus, we compared NDVI slope values calculated for each couple of consecutive dates for all fields (see Figure 8a). We notice a good correlation (r^2 = 0.898) and low RMSE and bias values (0.00134 and -0.00028, respectively). Only 4% of the points were significantly spread along the regression. This means that globally both methods lead to a very similar behavior of NDVI. Looking more in-depth at each field case, we see that NDVI

Rapport-Gratuit.com

patterns obtained by the two methods are very comparable but sometime differ in a critical stage of the crop cycle. Figure 8b shows the temporal profile of NDVI obtained for a sugarcane field using TOA reflectances, relatively normalized reflectances and TOC reflectances. We can see that the relative normalization smoothes the NDVI profile more than atmospheric correction. For instance, the NDVI fluctuation that appears in May 2003 on the TOA and the TOC profiles does not appear on the relatively normalized one. Slight differences are also noticed in the senescence stage, i.e. the stage after maximum growth. These differences can lead to different interpretations of the crop state. For example, when looking at the TOC NDVI pattern between June and October 2004, we conclude that the sugarcane has dried remarkably because the NDVI decreases by 0.1, but the 0.04 decrease of the relatively normalized NDVI does not indicate the same. Since no ground truths are available for comparison, we cannot conclude one or the other. What we can say at this stage is that relatively normalized NDVI patterns obtained by the two methods are very comparable, but slight differences might have an impact on derived crop indicators that need highly accurate data.

4. Conclusion

In this paper, we addressed the issue of normalizing the radiometry of a SPOT 5 time series acquired over Reunion Island, and introduced an automatic method for relative radiometric normalization based on the reflectances of invariant targets. Since finding these targets is an important step, we developed and validated an automatic technique for IT selection. The main advantages of this method are its implementation simplicity, its automaticity, its applicability to images acquired in different seasons and the fact that it does not need atmospheric data; however, results depend of the selected reference image.

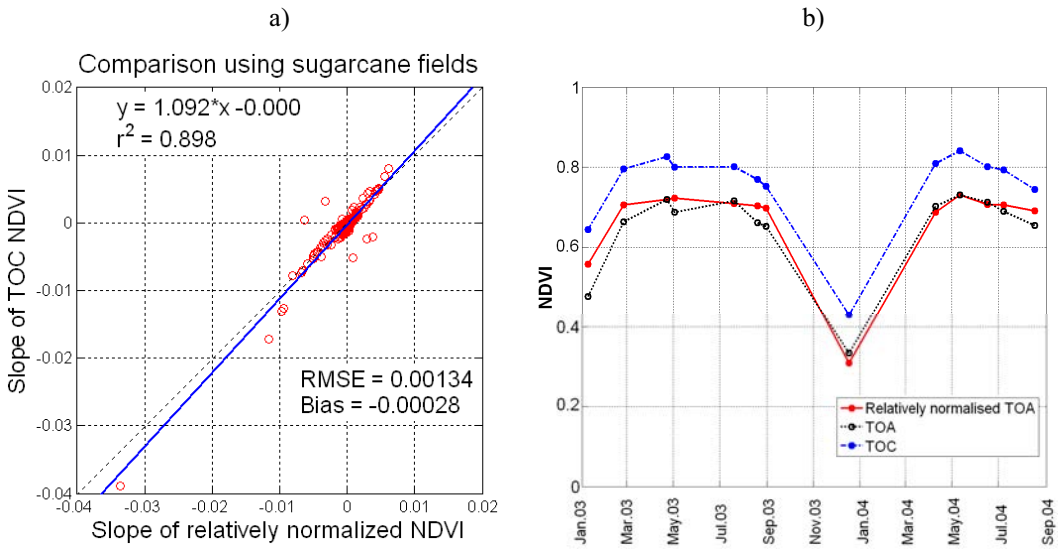
We also presented an atmospheric correction method based on the 6S model and described the retrieval of atmospheric parameters. This method corrects absolutely the atmospheric effects on the radiometry whatever the date and site. Nevertheless, it is difficult to quantify atmospheric data at the local scale since atmospheric parameters are often provided at the global scale. Another important limitation is the fact that bidirectional reflectance effects are not corrected.

We compared the performance of both methods using a set of manually selected invariant targets; this comparison shows very strong correlation and low error rates. Both methods reduce the radiometric distortion of the time series, but relative normalization gives better results.

Impact analysis of the methods on the NDVI of sugarcane fields showed strong correlation between normalized values, although the observed error rate was relatively high. Very comparable NDVI patterns at the field scale were obtained, but slight critical differences were observed that might influence the computation of phenological and production indicators.

In conclusion, we consider that the developed relative normalization method can globally be a good alternative to atmospheric correction when working with high spatial resolution multi-temporal imagery.

Figure 8. a) Comparison between NDVI slope values corrected by 6S (TOC) and those corrected by relative normalization (all dates, all fields). b) NDVI patterns calculated for a sugarcane field with TOA reflectances, relatively normalized reflectances and TOC reflectances.



Acknowledgments

We would like to thank Hélène de Boissezon (CNES) and Thierry Rabaute (C-S) for their help and support. We would also like to thank the CNES for funding the KALIDEOS data base (http://kalideos.cnes.fr) and for generously providing the SPOT 5 images. Mahmoud El Hajj is supported by a Cemagref/Région Languedoc Roussillon (France) Ph.D. fellowship.

References

1. Bruzzone, L.; Smits, P. *Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images, vol. 2*; Trento, 2001.
2. King, R. L. and Younan, N. H. *Proceedings of the Third International Workshop on the Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images*; IEEE, Biloxi, 2005.
3. Smits, P.; Bruzzone, L. *Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images, vol. 3*; Ispra, 2003.
4. Anderson, G.P.; Chetwynd, J.H.; Theriault, J.-M.; Acharya, P.; Berk, A.; Robertson, D.C.; Kneizys, F.X.; Hoke, M.L.; Abreu, L.W.; Shettle, E.P. MODTRAN2: suitability for remote sensing. In Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, Orlando, FL, USA, 1993, 514-525.
5. Rahman, H.; Dedieu, G. SMAC: a simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum. *International Journal of Remote Sensing*. **1994**, *15*, 123-143.
6. Tanre, D. Description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum: the 5S code. *International Journal of Remote Sensing* **1990**, *11*, 659-668.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

7. Vermote, E.F.; Tanre, D.; Deuze, J.L.; Herman, M.; Morcrette, J.J. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6s: an overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **1997**, *35*, 675-686.
8. Chavez Jr., P.S. Image-based atmospheric corrections - Revisited and improved. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **1996**, *62*, 1025-1036.
9. Song, C.; Woodcock, C.E.; Seto, K.C.; Lenney, M.P.; Macomber, S.A. Classification and change detection using Landsat TM data: When and how to correct atmospheric effects? *Remote Sensing of Environment* **2001**, *75*, 230-244.
10. Teillet, P.M.; Fedosejevs, G. On the dark target approach to atmospheric correction of remotely sensed data. *Canadian Journal of Remote Sensing* **1995**, *21*, 374-387.
11. Du, Y.; Teillet, P.M.; Cihlar, J. Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite images with quality control for land cover change detection. *Remote Sensing of Environment* **2002**, *82*, 123-134.
12. Furby, S.L.; Campbell, N.A. Calibrating images from different dates to 'like-value' digital counts. *Remote Sensing of Environment* **2001**, *77*, 186-196.
13. Hall, F.G.; Strebel, D.E.; Nickeson, J.E.; Goetz, S.J. Radiometric rectification: toward a common radiometric response among multidate, multisensor images. *Remote Sensing of Environment* **1991**, *35*, 11-27.
14. Moran, M.S.; Jackson, R.D.; Slater, P.N.; Teillet, P.M. Evaluation of simplified procedures for retrieval of land surface reflectance factors from satellite sensor output. *Remote Sensing of Environment* **1992**, *41*, 169-184.
15. Salvaggio, C. Radiometric scene normalization utilizing statistically invariant features. In Proceedings of the workshop on atmospheric correction of Landsat imagery, Torrance, California, 1993, 155–159.
16. Schott, J.R. Remote Sensing: The Image Chain Approach. Oxford University, **1997**.
17. Schott, J.R.; Salvaggio, C.; Volchok, W.J. Radiometric scene normalization using pseudoinvariant features. *Remote Sensing of Environment*. **1988**, *26*, 1-16.
18. Elvidge, C.D.; Ding, Y.; Weerackoon, R.D.; Lunetta, R.S. Relative radiometric normalization of Landsat multispectral scanner (MSS) data using an automatic scattergram-controlled regression. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* **1995**, *61*, 1255-1260.
19. Yuan, D.; Elvidge, C.D. Comparison of relative radiometric normalization techniques. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **1996**, *51*, 117-126.
20. Nielsen, A.A.; Conradsen, K.; Simpson, J.J. Multivariate Alteration Detection (MAD) and MAF Post-Processing in Multispectral, Bi-temporal Image Data: New Approaches to Change Detection Studies. *Remote Sensing of Environment* **1998**, *64*, 1-19.
21. Nielsen, A.A. The regularized iteratively reweighted MAD method for change detection in multi- and hyperspectral data. *IEEE Transactions on Image Processing* **2007**, *16*, 463-478.
22. Nielsen, A.A.; Canty, M.J. Multi- and hyperspectral remote sensing change detection with generalized difference images by the IR-MAD method. In Proceedings of the Third International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images 2005, Biloxi, MS, 2005, 169-173.

23. DeBoissezon, H.; Sand, A. Reference Remote Sensing Data Bases: Temporal series of calibrated and ortho-rectified satellite images for scientific use. In Proceedings of Recent Advances in Quantitative Remote Sensing, Valencia, Spain, September 2006,
24. Images Spot: copyrigth CNES, Distribution Spot image, http://kalideos.cnes.fr. **2007**,
25. Meygret, A. SPOT absolute calibration : synthesis. CNES technical report, S5-NT-0-2880-CN, Ed2, rev 0, **2007**.
26. Shettle, E.P.; Fenn, R.W. Models for the Aerosols of the Lower Atmosphere and the Effects of Humidity Variation on their Optical Properties. Air Force Geophysics Laboratory, **1979**.
27. Lebourgeois, V.; Begue, A.; Degenne, P.; Bappel, E. Improving sugarcane harvest and planting monitoring for smallholders with geospatial technology: The Reunion Island experience. *International Sugar Journal* **2007**, *109*, 109-117.
28. El Hajj, M.; Bégué, A.; Guillaume, S. Multi-source information fusion: Monitoring sugarcane harvest using multi-temporal images, crop growth modelling, and expert knowledge. In MULTITEMP-2007, Fourth International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images, Provinciehuis Leuven, Belgium, July 18-20, 2007, 6p.
29. Bégué, A.; Degenne, P.; Pellegrino, A.; Todoroff, P.; Baillarin, F. Application of remote sensing technology to monitor sugar cane cutting and planting in Guadeloupe (French West Indies). In Geomatica, La Habana, Cuba, 10-14th May 2004, 11.

© 2008 by MDPI (http://www.mdpi.org). Reproduction is permitted for noncommercial purposes.

RADIOMETRIC NORMALIZATION OF A SPOT 4 AND SPOT 5 TIME SERIES OF IMAGES (ISLE-REUNION) FOR AGRICULTURE APPLICATIONS

V. Houlès [a], M. El Hajj [b], A. Bégué [a]

UMR TETIS [a] CIRAD-[b] Cemagref-ENGREF, 500 rue JF Breton, 34093 Montpellier Cedex 5
(vianney.houles, mahmoud.elhajj, agnes.begue)@teledetection.fr

Commission VI, WG I/1, I/2, I/6

KEY WORDS: radiometric calibration, SPOT, time series, atmospheric correction

ABSTRACT:

Series of satellite images acquired with high spatial and temporal resolutions provide a potentially ideal source for agriculture monitoring. For a quantitative use of these data, radiometric normalization is necessary. In this study, results from a normalization method based on invariant targets were compared to results obtained using an atmospheric model. Both methods were tested on a SPOT time series belonging to the ISLE-Reunion database (CNES). The invariant method consists in isolating points of the image with constant reflectance through time and to establish calibration equations between a reference date and the other dates. The atmospheric correction method was performed with SMAC model and AERONET atmospheric data. Other factors of correction were also compared: terrain slope, radiometric calibration coefficients, and environment when atmospheric corrections were applied. Results showed that among these factors the atmospheric effects are from far the most important, resulting to a median increase of NDVI of *ca.* 0.09. Invariant target based method led to an increase of NDVI value of *ca.* 0.03, but this value is linked to the choice of the reference date. Therefore, the comparison has to be performed in evaluating the relative variations of NDVI from one date to another in the satellite time series. Both methods showed differences that could be significant in the calculation of phenological or production indicators, such as the date of maximum NDVI or the NDVI time integral.

RÉSUMÉ:

Les séries d'images acquises à hautes résolutions spatiale et temporelle sont une source de données importante pour les applications agricoles. Pour une utilisation quantitative de ces données, l'étape de normalisation radiométrique est indispensable. Dans ce travail, une méthode de normalisation à partir de points invariants a été comparée à des corrections atmosphériques sur une série d'images SPOT issues de la base de données ISLE-Réunion (CNES). La méthode des invariants consiste à isoler des points de l'image ayant une réflectance constante au cours du temps et à établir grâce à ces points des droites de calibration entre une date de référence et les autres dates. Les corrections atmosphériques ont été effectuées avec le modèle SMAC et des données atmosphériques d'AERONET. D'autres facteurs intervenant dans la correction des images ont également été étudiés : la pente du terrain, les coefficients d'étalonnage radiométrique et l'environnement dans le cas où une correction atmosphérique est effectuée. Les résultats montrent que les effets de l'atmosphère sont les plus importants, conduisant à des augmentations de NDVI d'environ 0.09. La correction basée sur les points invariants se traduit par une augmentation d'environ 0.03 du NDVI, mais cette valeur est liée au choix de la date de référence. Par conséquent, la comparaison doit être effectuée en calculant les variations relatives du NDVI d'une date à l'autre. Les deux méthodes montrent des différences qui pourraient être significatives lors du calcul d'indicateurs phénologiques ou de production tels que la date du maximum de NDVI ou son intégrale dans le temps.

1. INTRODUCTION

Time series of remotely sensed imagery acquired with high spatial resolution provide a potentially ideal source for agriculture monitoring. Among satellites offering this kind of data are SPOT 4 and SPOT 5. Their images have a spatial resolution of 20 m and 10 m respectively in multispectral mode, which is adequate for growth anomalies detection, yield prediction, and trend analysis.

However, before treating a time series of satellite-derived data, the images must first be normalized radiometrically in order to make them comparable. In fact, radiometric values of images are affected by different factors: atmosphere components, variation of sun illumination due to the topography, sensor calibration, and viewing geometry. Normalizing imagery to account for these effects attempts to reduce the non-land cover induced radiometric variation between temporally separate images. Corrections can be made in an absolute or a relative manner. The first necessitates an atmospheric correction model and *in situ* measurements of atmosphere constituents to be done simultaneously with image acquisition, whereas the second does not require data other than the images themselves.

In this paper, we apply different approaches of radiometric correction to a time series of images acquired by SPOT4 and SPOT5 on Reunion Island. First, absolute radiometric corrections are made, and the effect of calibration coefficient, topography, and atmospheric correction are studied. Then relative corrections are done using the invariant targets method. Results of the relative and absolute correction are compared.

2. DATABASE

The data set used in this study consisted of twenty three SPOT4 and SPOT5 images acquired on Reunion Island between June 2002 and June 2005 (cf. table.1). These images come from the

"ISLE REUNION" database which is part of the CNES Kalideos Program aiming to provide to research temporal series of optical and radar satellite images, with the highest possible quality level and with exogenous and ground truth data (de Boissezon and Sand, 2006).

Reunion Island (north-east of Madagascar) is a small territory (*ca.* 60 × 70 km^2), with a very varied landscape, strong agricultural activities on hilly land. The ISLE REUNION database is currently in process of development, so data are not processed, as they should be in the future. All the treatments presented here are then applied to SPOT4 and SPOT5 images acquired in level 1a.

Concerning atmospheric data, 7 dates of measurements, from December 2003 to October 2004 were available from the AErosol RObotic NETwork (AERONET), see Table 1. The data provided are atmospheric optical thickness at 550 nm (τ_{550}) and water vapor content measured at S^t Denis (North Reunion).

For all images, view angle is comprised between -26° and +26°, which does not induce high directional effects (no hot-spot configuration, see Table1); the targets are then assumed to be lambertian.

A digital elevation model (10 m resolution) was available (slopes between 0° and 15° on the area of interest).

					Atmospheric data	
Date	**Satellite**	**Incidence angle °**	**Solar elevation °**	**Phase angle °**	**τ_{550}**	**H_2O_{atm} (g cm^{-2})**
06/12/02	SPOT4	3.20	39,20	52,00	–	–
08/08/02	SPOT4	10.70	44,30	51,30	–	–
08/14/02	SPOT4	-19.20	43.60	39.10	–	–
09/09/02	SPOT4	-19.20	51.60	29.80	–	–
10/09/02	SPOT4	24.80	65.70	45.40	–	–
01/10/03	SPOT5	-4.65	64.10	21.30	–	–
02/26/03	SPOT5	-11.90	58.50	22.10	–	–
03/25/03	SPOT4	3.60	55.10	37.50	–	–
04/26/03	SPOT4	-26.30	45.40	36.70	–	–
05/04/03	SPOT5	10.90	46.70	48.10	–	–
06/17/03	SPOT4	-26.20	37.00	46.90	–	–
08/21/03	SPOT5	18.20	48.80	51.20	–	–
12/19/03	SPOT5	-2.90	67.25	19.80	0.05	3.31
03/17/04	SPOT5	-19.10	54.39	25.00	0.059	2.77
05/13/04	SPOT5	-11.83	42.79	43.90	0.056	1.85
06/18/04	SPOT5	3.25	38.97	52.10	0.023	2.43
08/19/04	SPOT5	17.96	48.44	51.30	0.042	1.76
09/11/04	SPOT4	-12.00	53.70	34.50	0.079	2.93
10/26/04	SPOT5	3.30	68.00	24.90	0.087	3.53
12/07/04	SPOT5	-12.30	66.65	11.20	–	–
01/12/05	SPOT5	3.40	64.54	28.80	–	–
03/10/05	SPOT5	10.67	58.84	39.80	–	–
06/06/05	SPOT5	25.00	41.30	59.30	–	–

Table1. Characteristics of the image data base (Source BD ISLE REUNION/CNES) and available atmospheric data (Source AERONET; http://aeronet.gsfc.nasa.gov/).

3. NORMALIZATION OF A TIME SERIES OF SPOT IMAGES

In this section, the effects of various factors on reflectance and on vegetation index values (NDVI) are illustrated:

- effect of calibration coefficients;
- effect of surface slope and aspect;
- effect of atmospheric correction (with or without influence of the environment).

To study these effects, we worked on a cropped area, close to the AERONET measurements site (North Reunion). We extracted the digital counts of the pixels of 108 fields, computed the different corrections and calculated the mean value for each field.

The effects are evaluated on reflectances in SPOT bands (green G, red R, near infrared NIR and shortwave infrared SWIR) and on NDVI values:

$$NDVI = \frac{\rho(NIR) - \rho(R)}{\rho(NIR) + \rho(R)} \quad (1)$$

3.1 Method

3.1.1 Calibration coefficients. The following equation is used to convert digital counts into reflectances:

$$\rho = \frac{D_c \cdot \pi}{G \cdot \cos(\theta_S) \cdot E_S} \quad (2)$$

where ρ is the TOA (Top Of Atmosphere) reflectance, D_c is the digital count, G is the sensor absolute calibration gain, θ_S is the solar zenith angle and E_S is the solar radiation in the appropriate wavelength. The values of G are calculated thanks to calibration coefficients. Two sets of coefficients were available: the first one was provided by Spot Image before November 2004 and the other one consisted in updated values taking into account sensor drift (provided by CNES). It was interesting to measure the impact of this update on radiance values.

3.1.2 Surface slope and aspect. In equation (2), the calculation of reflectance does not take into account the effect of the surface slope and aspect. In regions such as Reunion Island where slopes can be very steep, this effect has to be considered. Then it is interesting to quantify the error made when this parameter is neglected (or when no digital elevation model is available). When taking into account effects of surface slope, $\cos(\theta_S)$ in equation (2) is replaced by:

$$\beta_S = \cos(\theta_S)\cdot\cos(\theta_n) + \sin(\theta_S)\cdot\sin(\theta_n)\cdot\cos(\varphi_S - \varphi_n) \quad (3)$$

where θ_n is the surface zenith angle (slope), φ_S is the solar azimuth angle and φ_n the surface azimuth angle (aspect). Surface slope has also to be introduced in atmospheric correction.

3.1.3 Atmospheric correction. It is an old and currently addressed issue and many codes for atmospheric correction exist: we can quote Lowtran 6 (Kneizys *et al.*, 1988), Turner and Spencer's model (Turner and Spencer, 1972), 5S (Tanré *et al.*, 1990) and 6S (Vermote *et al.*, 1997). The SMAC code (Rahman and Dedieu, 1994) is a simplified and operational version of 5S code. It does not pretend to reach the high precision of more complex codes but it is faster. The major issue of these codes is to retrieve the TOC (Top Of Canopy) reflectance from the TOA reflectance derived from radiance measured by sensors. The main factors inducing a modification of reflectance by the atmosphere are: the view and solar angles (influencing the thickness of atmosphere), the atmosphere composition (optical thickness assessed by τ_{550}, air water content, atmospheric pressure, ozone content…), the target slope and its environment. The SMAC model was implemented for the 7 dates for which data on atmospheric optical depth and water content were available from AERONET (level 1.5).
The effect of environment was also quantified: first, the TOC reflectance was estimated independently of the environment. Then, for each pixel, we calculated the reflectance of its environment according to the first run. In a second step, we used as input of SMAC the environment reflectance to estimate its effect on the reflectance of pixels. This is not mathematically correct, but it is more straightforward.
The effect of slope was also introduced in SMAC by using a correction coefficient proposed by Richter (1997) to calculate the diffuse lightning of the target:

$$C = e^{-\tau/\mu_s}\cdot\beta_s + \cos^2\left(\frac{\theta_n}{2}\right) - e^{-\tau/\mu_s}\cdot\mu_s\cdot\cos^2\left(\frac{\theta_n}{2}\right) \quad (3)$$

where μ_s = cos(θ_s) and τ is the atmosphere optical thickness at 550 nm.

3.2 Effects of several correcting factors

In next sections, results will be shown thanks to boxplots. In these figures, box has lines at the lower quartile, median, and upper quartile values. Other values are figured by dots.

3.2.1 Effects of coefficients and of surface slope. Figures 2 and 3 show the effect of coefficients set and surface slope on near infra-red reflectance values and NDVI values respectively calculated for pixels of 108 fields at the 23 dates of acquisitions. The coefficients values have a little impact on near-infra red reflectance values, with a difference of 0.01 at the median: this effect is significant at 0.05 confidence level. Coefficients values have also an effect on the first band (not shown). Slope, nonetheless, have no significant effect on reflectance. By construction, the NDVI is not influenced by slope. It is indeed one of the advantages of this index: indeed, since β_s (see eq. 1, 2 and 3) is not a function of wavelength, β_s disappears when NDVI is calculated. Furthermore, NDVI is not affected by coefficient values.

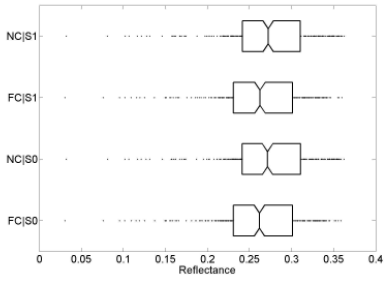


Figure 2. Effect of coefficient set (NC: new coefficients; FC: former coefficients) and of slope (S1: slope effect considered; S0: slope effect neglected) on near infra-red reflectance values.

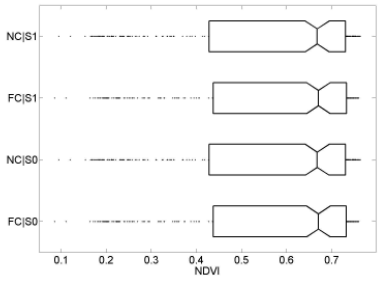


Figure 3. Effect of coefficient set (NC: new coefficients; FC: former coefficients) and of slope (S1: slope effect considered; S0: slope effect neglected) on NDVI values.

3.2.2 Effect of atmospheric correction. Figures 4 and 5 illustrate the effect of atmospheric corrections versus effect of slope and calibration coefficients. The data concern the 108 fields but this time only for the 7 dates for which input data necessary for SMAC were available. Atmospheric corrections made by SMAC have a noticeable effect on reflectances and on NDVI values (the differences between the medians of corrected and non corrected values are about *ca.* –0.017; –0.004; 0.09; 0.030 and 0.088 for Green, Red, NIR, SWIR spectral bands and NDVI respectively). In red band, atmospheric correction has no significant effect (0.05 confidence level). Differences are more important in Green and NIR bands than in SWIR. Comparatively, the influence of other parameters (slope and coefficients) is largely smaller, even if the effect of radiometric coefficients is still visible (significantly different in Green band).

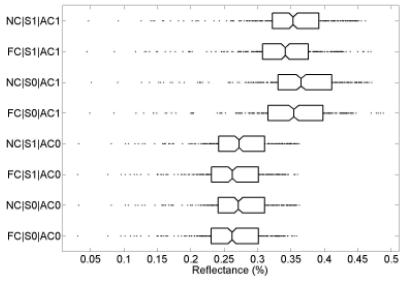


Figure 4. Effect of atmospheric correction (AC1: correction by SMAC; AC0: no correction), coefficient set (NC: new coefficients; FC: former coefficients) and of slope (S1: slope effect considered; S0: slope effect neglected) on near infra-red reflectance values.

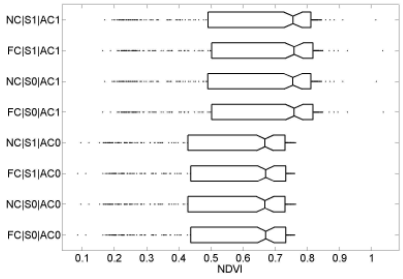


Figure 5. Effect of atmospheric correction (AC1: correction by SMAC; AC0: no correction), coefficient set (NC: new coefficients; FC: former coefficients) and of slope (S1: slope effect considered; S0: slope effect neglected) on NDVI values.

For NDVI, the most influent factor is from far the atmospheric correction. Slope and coefficients values still do not have effect on NDVI values.
Figure 6 shows the influence of environment when an atmospheric correction is applied. Coefficients values and environment are significantly influent only in Green and NIR. NDVI is not affected by any of these factors.

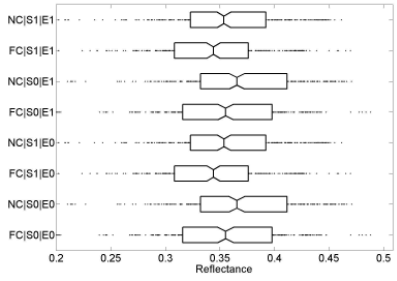


Figure 6. Effect of coefficient set (NC: new coefficients; FC: former coefficients), slope (S1: slope effect considered; S0: slope effect neglected) and of environment (E1: environment considered; E0: no environment considered) when atmospheric correction is applied on near infra-red reflectance values.

To summarize this part, atmosphere effect is the most important factor. Effect of calibration coefficients (former and update set) is the second influent parameter, and then come the environment and, lastly, the slope. We can assume that stronger values of slope would lead to a greater influence of this factor.

4. CORRECTION BASED ON INVARIANT TARGETS

An alternative to absolute radiometric correction is relative "correction". Several methods have been proposed (Schott et al. 1988, Hall et al. 1991, Moran et al. 1992, Furbyand Campbell 2001, Du et al. 2002). They proceed under the assumption that the relationship between the TOA radiances recorded at two different times from regions of constant reflectance is spatially homogeneous and can be approximated by linear functions. The normalization of our time series of images was carried out by a method of correction based on invariant targets. This technique attempts to uniformly minimize effects of changing atmospheric and solar conditions relative to a reference image selected by the user.

4.1 Method

4.1.1 Selection of reference image. The reference image is the scene to which the other scenes are related. It is important that it be cloud and haze free, and captured with a small incidence angle. The reference image chosen for our normalization procedure is the one acquired in 12 June 2002; it is almost released from clouds and it is captured with an incidence angle of 3.2°.

4.1.2 Selection of Invariant Targets. Invariant targets are features which have constant reflectance over time. These reflectance values are used to define linear functions that will be applied to transform each overpass image to a normalized image. An invariant target should be homogenous and its size must be sufficient to compensate for errors of registration. Moreover, reflectance values of selected invariant targets must cover a large band. Examples of invariant targets are: large buildings, dense forest, volcanic lava, etc…
In our series of images, 46 invariant targets distributed on the whole island surface were selected. Among them, for each band and each overpass image, we kept the invariants which have almost stable values.

4.1.3 Calculation of regressions. After selecting invariant targets, linear regressions were established between overpass images and reference image for all reflectance bands and for NDVI. The slopes, intercepts and coefficients of determination of regressions calculated for Near-infrared and for NDVI are represented in Table 7. We notice that slope and intercept values in the Near-infrared vary in an erratic way; this is due to difference in the geometrical conditions of acquisitions and atmospheric conditions. Similar results were found for the other bands. A further important remark is that all NDVIs regressions are close to the first bisector (intercept values are almost zero, and slopes are near to one) which shows that this index requires few correction. Numbers of invariant targets used to establish regressions in Near-infrared band and NDVI are also mentionned.

	NIR regressions				NDVI regressions			
Date	**a**	**b**	**r^2**	**# Invariants**	**a**	**b**	**r^2**	**# Invariants**
06/12/02	1,00	0,00	1,00	26	1,00	0,00	1,00	26
08/08/02	1,01	-0,33	0,99	27	1,00	0,02	0,99	20
08/14/02	0,95	-0,89	0,97	31	1,01	0,02	0,99	25
09/09/02	0,98	-2,05	0,97	31	1,02	0,02	0,97	23
10/09/02	0,95	-0,50	0,99	19	0,98	0,03	0,99	10
01/10/03	1,08	-2,14	0,99	16	1,09	0,00	0,99	11
02/26/03	1,20	-2,94	0,99	18	1,14	0,00	0,98	14
03/25/03	0,94	-0,33	0,95	20	1,11	-0,05	0,99	15

04/26/03	1,00	-1,27	0,97	21	1,12	-0,03	0,99	14
05/04/03	1,22	-1,82	0,94	20	1,15	-0,06	0,94	13
06/17/03	1,04	-1,96	0,96	29	1,05	-0,01	0,99	25
08/21/03	1,23	-1,96	0,97	9	1,14	0,00	0,99	8
12/19/03	1,18	-3,28	0,99	16	1,09	0,02	0,99	14
03/17/04	1,14	-3,43	0,99	14	1,08	-0,04	0,96	10
05/13/04	1,18	-0,79	0,96	27	1,01	0,00	0,99	21
06/18/04	1,23	-0,27	0,95	22	1,02	0,00	0,98	18
08/19/04	1,19	-1,04	0,97	14	1,08	0,01	0,99	9
09/11/04	1,00	-1,87	0,97	27	1,02	0,01	0,99	21
10/26/04	1,12	-1,36	0,95	22	1,04	0,02	0,99	17
12/07/04	0,98	-2,25	0,75	10	1,18	-0,01	0,99	8
01/12/05	1,08	-2,28	0,95	19	1,13	-0,01	0,97	14
03/10/05	1,08	0,30	0,93	17	1,04	-0,04	0,97	9
06/06/05	1,22	-0,46	0,97	22	1,07	-0,05	0,98	17

Table 7. Linear regressions coefficients calculated in the Near-infrared band and NDVI (06/12/02 is the reference image).

4.2 Results

4.2.1 Normalization. Linear regressions calculated in all bands and in NDVI are used to normalize the time series of 23 images. Figure 8 presents the effect of correction thanks to Invariant targets versus no correction for near infra-red band. An ANOVA proves that there is an effect of this correction on the median value. But, of course, the level of this difference between means is linked to the choice of the reference image. Figure 9 presents the same comparison for NDVI, and an ANOVA also indicates that the means are significantly different. We can furthermore notice that the level of modification is lower than that of SMAC.

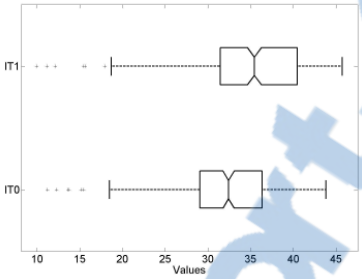


Figure 8. Effect of correction based on Invariant Targets (IT0: no correction; IT1: correction) on near infra-red reflectance values.

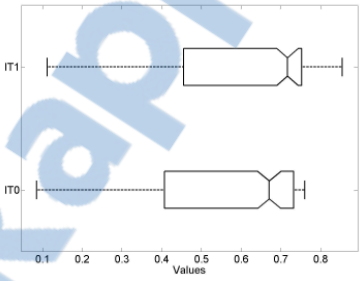


Figure 9. Effect of correction based on Invariant Targets (IT0: no correction; IT1: correction) on NDVI values.

4.2.2 Effects of sensor and view angle. In order to study the impact of satellite difference on invariant targets, we divided the series of images into two groups: images acquired by SPOT4, and the ones acquired by SPOT5. For each invariant, we calculated the average of the reflectances by satellite in each band and in the NDVI. Afterwards, we established regressions between SPOT4 and SPOT5. In Figure 10.a, we observed that the difference in the Near-infrared between SPOT4 and SPOT5 reflectance values of invariant targets was significant as far as these values are high. It was also the case in the other bands. For the NDVI, the satellite difference was not noticeable (c.f. Figure 10.b).

Furthermore, the effect of the difference in viewing angle was studied. We gathered the images according to two categories: those which have a viewing angle ranging between -5° and +5°, and those acquired with a view angle smaller than –10° or greater than +10°. Thanks to average values by invariants, regressions in all bands and in the NDVI were calculated; Figure 11 represents the result obtained in the red band (a) and in the NDVI (b). We noticed once again that the NDVI was not sensitive to the different acquisition conditions while the spectral reflectances were influenced.

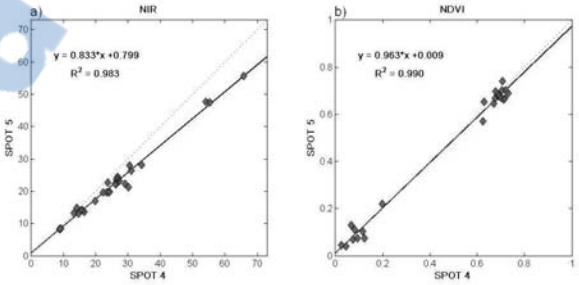


Figure 10. a) Mean reflectance values in NIR of invariant targets for SPOT 4 images versus SPOT5; b) Mean NDVI values of invariant targets for SPOT4 images versus SPOT5.

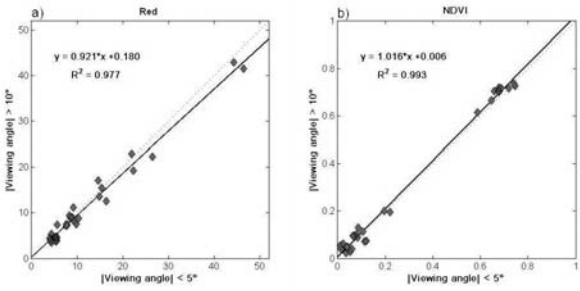


Figure 11. a) Mean reflectance values in red band of invariant targets for images with incidence angle comprised between –5°and +5° versus images with incidence angle greater than +10° and smaller than –10°; b) Same for NDVI.

5. COMPARISON OF BOTH METHODS

The objective was to determine whether the invariant targets based correction method was equivalent to a more reliable but more demanding method of correction. The problem is that no reference measure can be used in this study to formerly conclude. All that can be done is a sort of sensitivity analysis to see if both methods have a similar effect.

Rapport-Gratuit.com

Figure 12 compares the evolution of NDVI for two fields, considering TOA values, values corrected by invariant target method or by SMAC. Obviously, SMAC introduces a bias and a small smoothing of the temporal profile in these examples. Invariant targets based correction maintains values at the same order of magnitude but smoothes the temporal profile in a greater extent.

The main purpose of the invariant based method is to cope with the atmospheric correction without the data necessary to implement codes as SMAC. It does not intend to correct images but only to normalize them. Thus, it is more relevant to compare the relative increase from a date to another one when comparing the results of both methods. Figure 13 figures out this comparison of NDVI slopes for all fields: SMAC vs. invariant targets correction and SMAC correction vs. no correction. Except a few points, both correction methods lead to a very comparable temporal evolution of NDVI. We can thus assume that IT based correction is a valuable alternative to more robust atmospheric corrections when the necessary data are not available, as long as the relative evolution of reflectance or indices have to be retrieved, and not the absolute values. Nonetheless, figure 13-b shows that the situation without correction is also close to SMAC output. Atmospheric correction may have a great impact in the case of specific time series, but not in all cases considered as a whole. The equivalent figures for the different bands (not shown) show that SMAC correction does not greatly modify the values of temporal slopes compared to TOA values, while IT correction does.

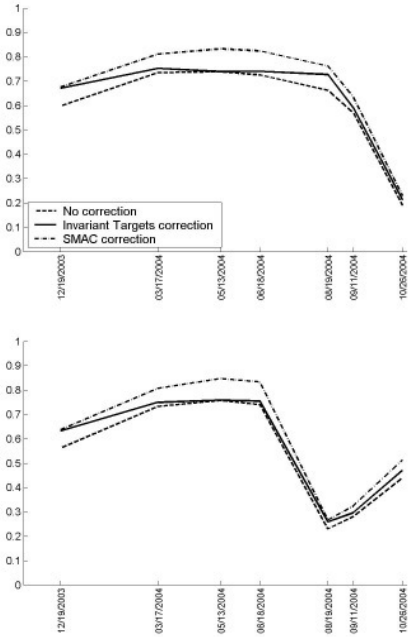


Figure 12. Examples of NDVI time series for two fields, without or with correction (Invariant targets or SMAC).

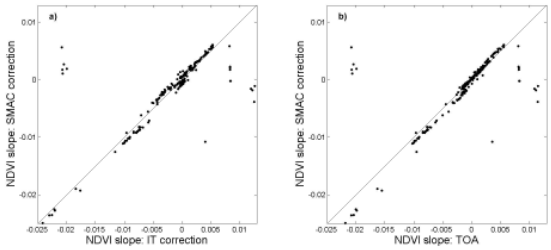


Figure 13. a) Comparison between NDVI slope values corrected by SMAC and those corrected by invariants targets method (7 dates, all fields). b) Comparison between NDVI slope values corrected by SMAC and those non-corrected values (7 dates, all fields).

6. CONCLUSIONS

In this paper, effects of atmospheric, terrain slope, radiometric coefficients, and environment corrections were studied. Radiometric corrections were realized in two different manners: absolute corrections thanks to the SMAC code, and relative corrections according to the invariant targets method.

The two methods were compared by evaluating the relative variations of NDVI from one date to another one in the satellite time series. Both correction methods showed differences that could be significant in the computation of phenological or production indicators, such as the date of the maximum NDVI or the NDVI time integral.

REFERENCES

Du, Y., Teillet, P. M. and Cihlar, J., 2002. Radiometric normalization of multitemporal high-resolution images with quality control for land cover change detection. *Remote Sensing of the Environment*, 82, pp.123–134.

Furby, S. L. and Campbell, N. A., 2001. Calibrating images from different dates to like-value counts. *Remote Sensing of the Environment*, 82, pp. 123–134.

De Boissezon H. and A. Sand, 2006. Reference Remote Sensing Data Bases: Temporal series of calibrated and ortho-rectified satellite images for scientific use. RAQRS Conference, Valencia (Spain), September (in preparation).

Hall, F. G., Strebel, D. E., Nickeson, J. E. and Goetz, S. J., 1991. Radiometric rectification: toward a common radiometric response among multidate, multisensor images. *Remote Sensing of the Environment*, 35, pp. 11–27.

Moran, M. S., Jackson, R. D., Slater, P. N. and Teillet, P. M., 1992. Evaluation of simplified procedures for retrieval of land surface reflectance factors from satellite sensor output. *Remote Sensing of the Environment*, 41, pp.160–184.

Rahman, H., Dedieu, G., 1994. SMAC: a simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum. *International Journal of Remote Sensing*, 15(1), pp. 123-143.

Richter, R., 1997. Correction of atmospheric and topographic effects for high spatial resolution satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 18(5), pp. 1099-1111.

Schott, J. R., Salvaggio, C. and Volchok, W. J. (1988). Radiometric scene normalization using pseudo-invariant features. *Remote Sensing of the Environment.*, 26, pp. 1–16.

Tanré, D., Deroo, C., Duhaut, P., Herman, M., Morcrette J.J., Perbos, J., 1990. Description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum: the 5S code. *International Journal of Remote Sensing*, 11, pp. 659-668.

Vermote, E.F., Tanré, D., Deuze, J.L., Herman, M., Morcrette, J.J., 1997. Second simulation of the satellite signal int he solar spectrum, 6S—an overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35, pp. 675–686.

ACKNOWLEDGEMENTS

Vianney Houlès and Mahmoud El Hajj are supported respectively by a CNES postdoctoral and a Cemagref-Région Languedoc Roussillon Ph.D. fellowships. Special thanks to Hélène de Boissezon (CNES) for her work with the ISLE-Reunion database. We also thank Brent Holben, AERONET/PI for his effort in establishing the REUNION S^{t} Denis site.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Radiometric normalization of high spatial resolution multi-temporal imagery: A comparison between a relative method and atmospheric correction

M. El Hajj*[a], M. Rumeau[a], A. Bégué [a], O. Hagolle[b], G. Dedieu[b]
[a]UMR TETIS CIRAD-Cemagref-ENGREF, Remote Sensing Centre in Languedoc Roussillon, 500 rue J.F. Breton 34093 Montpellier Cedex 5, France;
[b]Cesbio/CNES, 18 avenue E. Belin 31401 Toulouse Cedex 9, France.

ABSTRACT

Radiometric normalization is a vital stage in the pre-processing of multi-temporal imagery. It aims to insure a reliable exploitation of images acquired under different imaging conditions. In this study, we investigate whether a relative normalization can replace atmospheric correction. The investigation was done using a time series of eighteen SPOT 5 images acquired over Reunion Island and intended to be used for sugarcane monitoring. An automatic method for relative normalization is introduced, and its results are compared to atmospherically corrected data. The relative method is based on the reflectances of invariant targets (IT) that are selected automatically. The atmospheric correction is carried out by the 6S code. The comparison was performed a) by using a set of manually selected invariant targets (MSIT), and b) by assessing the NDVI behavior of a set of sugarcane fields. An excellent correlation is obtained between relatively and atmospherically corrected data: the coefficient of determination (R^2) is higher than 0.96 for all spectral bands and for the NDVI. Moreover, a comparable impact is observed on the temporal profiles of MSIT and on the NDVI trajectories of sugarcane field.

Keywords: Radiometric normalization, SPOT 5, Sugarcane, Time series, Invariant targets, multi-temporal imagery, 6S, Reunion Island

1. INTRODUCTION

Time series of satellite images acquired at high spatial and temporal resolutions constitute an important source of information for change detection and trend analysis. The dynamics of the radiometric signals and the image-derived indices are particularly interesting for agriculture monitoring, especially for the cartography of the interventions (sowing, harvest, irrigation,…), for the detection of growth anomalies, and for yield predictions.

Since multi-temporal images are often acquired by different sensors under different atmospheric conditions and at different solar illumination and view-angles, a radiometric normalization phase is required to remove radiometric distortions and to make the images comparable.

The atmospheric correction is usually carried out by a radiative transfer code that uses the atmosphere components which are measured simultaneously with image acquisitions. Several operational algorithms have been developed, among them we can quote: Modtran2 [(1)], 5S [(2)], SMAC [(3)] and 6S [(4)].

Another way to correct the radiometric distortion due to the atmospheric effects is relative normalization. It does not require atmospheric data, and moreover, it corrects the deformation of the radiometry caused by directional effects: one image among the time series is used as a reference, and the radiometric properties of the other images are adjusted to match this reference. Many methods have been proposed [(5-10)] . They proceed under the assumption that the relationship between the TOA radiances recorded at two different times from regions of constant reflectance is spatially homogeneous and can be approximated by linear functions.

In this study, we introduce an automatic method for relative radiometric normalization based on invariant targets (IT). Since atmospheric data are not always available to do absolute radiometric correction for multi-temporal images, we investigate whether our relative normalization method can substitute the use of the atmospheric correction code 6S.

2. DATA SET DESCRIPTION

2.1 Study site

The study site is Reunion Island. It is a small territory (ca. 2512 km2) located in the Indian Ocean (21°7' to 19°40' S, 55° 13' to 61°13' E), at the north-east of Madagascar (Fig.1). Situated in a tropical zone, the year is divided into two seasons: the humid season from November to April, and the fresh season from May to October. The island is highly mountainous. There are smooth slopes on the coastal zones, which increase quickly toward the centre of the island. The centre is made of three cirques which give a very contrasted relief.

Sugarcane is the main culture in Reunion Island. It is cultivated along the coast on 26,500 ha (Source: DDAF 2004). Most of the growers are smallholders, and the average size of sugarcane fields is about 0.8 ha. In the wet north-eastern part of the island, sugarcane is rain fed, while in the drier south-western part it is irrigated.

Fig. 1. The location of Reunion Island in the Indian Ocean.

2.2 Data set

The data set used in this study consists of eighteen SPOT 5 images acquired over Reunion Island. Both SPOT 5 instruments HRG1 and HRG2 acquire radiation in four spectral bands with high spatial resolution: 10x10m in Green, Red and NIR (Near Infra-Red) bands, and 20x20m in SWIR (Short Wave Infra-Red) band.

The images belong to the KALIDEOS database set up by the CNES [(11)]. All images are ortho-rectified and provided with two levels of radiometric correction: Top Of Atmosphere (TOA), and Top Of Canopy (TOC). Table 1 shows the characteristics of the time series, as well as the atmospheric data recorded at the acquisition dates. As it can be seen, the geometrical conditions of imaging and the atmospheric characteristics vary remarkably from a date to another.

On the other hand, cloud mask and saturated-pixels mask were available for each image. Moreover, a map of sugarcane-cultivated fields was on hand.

Table 1. Characteristics of the imaging and atmospheric conditions of the time series.

Dates	SPOT 5 Instrument	Incidence angle (in °) (Right = -)	Solar elevation (in °)	Phase angle (in °)	Pressure (mbar)	H_2Oatm (g cm^{-2})	Ozone (cm.atm)	τ_{550}
01/10/2003	HRG 2	-04,65	64,10	21,28	1014	2,783	0,264	0,538
02/26/2003	HRG 1	-11,94	58,54	22,07	1013	5,469	0,259	0,322
04/24/2003	HRG 1	-04,39	48,02	40,23	1017	4,24	0,253	0,246
05/04/2003	HRG 1	10,90	46,80	47,99	1015	2,649	0,252	0,262
07/21/2003	HRG 1	10,58	41,20	53,13	1022	2,332	0,263	0,112
08/21/2003	HRG 1	18,17	48,90	51,00	1024	2,151	0,272	0,273

09/01/2003	HRG 1	-04,42	50,63	37,31	1026	1,954	0,276	0,277
10/08/2003	HRG 1	-25,95	60,40	19,75	1018	2,671	0,297	0,432
12/19/2003	HRG 1	-02,90	67,20	19,90	1017	3,093	0,272	0,357
03/17/2004	HRG 2	-19.10	54.2	25.24	1014	2,761	0,255	0,176
04/11/2004	HRG 1	+17.95	52.45	48.41	1014	4,793	0,252	0,26
05/13/2004	HRG 1	-11.80	42.90	43.86	1018	1,986	0,246	0,22
06/18/2004	HRG 2	+03.25	39.10	51.95	1024	2,357	0,237	0,11
07/09/2004	HRG 1	-04.73	38.83	49.70	1020	2,674	0,242	0,221
08/19/2004	HRG 1	+17.96	48.50	51.24	1027	2,126	0,254	0,197
10/26/2004	HRG 2	+03.30	67.90	24.94	1018	2,946	0,275	0,329
11/06/2004	HRG 1	-19.16	66.63	09.07	1021	2,541	0,286	0,351
12/07/2004	HRG 1	-12.28	66.65	11.19	1021	1,962	0,276	0,355

3. METHODS

3.1 Relative radiometric normalization

The proposed method for relative radiometric normalization is a regression-based approach that attempts to uniformly minimize the effects of changing atmospheric and geometric conditions relatively to a reference. This method consists in three main steps: the choice of a reference image, the IT selection, and the regression coefficients calculation.

3.1.1 Reference image

Among the images in the time series, one must be chosen to be the reference to which all the other scenes will be related. This image must be the least cloud-contaminated, time-wise adequate for the application, and must have a good spectral dynamic range. The reference image we chose for our normalization is the one acquired in 13 May 2004 (c.f. Fig. 2).

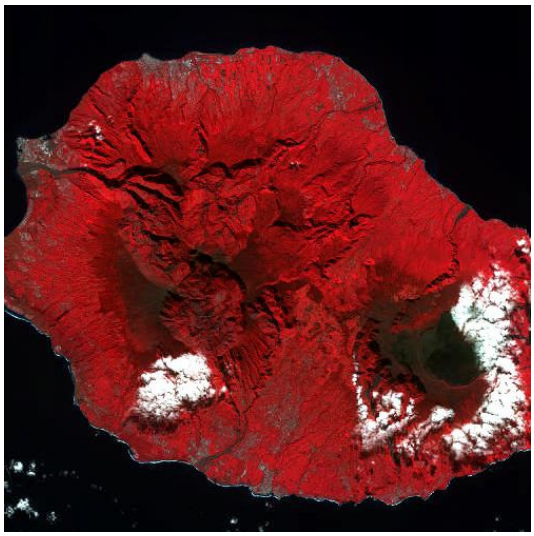


Fig. 2. The color composite (Red: band-3; Green: band-2; Blue: band-1) image of the reference selected for the relative radiometric normalization.

3.1.2 Selection of IT

We developed an automatic technique for IT selection. The motive was to make the selection process independent from the effects of subjective performance, and to obtain a sufficient number of IT that cover a large spectral range.

Furthermore, we manually selected another set of IT in order to validate the automatic selection technique. This set of manually selected IT (MSIT) consists of 70 features of 20m*20m spread on the whole Island surface and covering a large spectral range. A subset *V* of the MSIT was also used in the in the comparison performed between the relatively and the atmospherically corrected data. In this sub-section we will describe the automatic IT selection technique, and the results of its validation process will be shown later.

The flowchart of the automatic IT selection technique is illustrated in Fig. 3. First, we calculate for each image in the time series a corresponding difference image, and this, by a pixel-based subtraction with the reference image in each spectral band. Then, by using the cloud masks, we flag, in each difference image, the pixels related to cloud in either the original or the reference images. After that, pixels in the difference images resulting from saturated pixels, in at least one of the four bands of the original images, are also flagged using the saturation masks. Then, in order to reduce the number of pixels related to volatile areas, we use the map of the sugarcane fields as a mask; so pixels of sugarcane, that constitute 60% of the cultivated areas in Reunion Island, are flagged. Next, since we are not interested in having IT in the ocean, we use the site mask to flag ocean pixels. Afterwards, for each date, the selection of IT is performed by using the histogram of the unflagged pixels of the difference image:

Actually, the histogram shape of each band of the difference image depends on the type of changes that happen between the image date and the reference date. Each spectral band is sensitive to different sorts of change: for instance, a soil type change can cause a significant modification of pixel value in one spectral band but not in the others. In all bands, the pixels which have relatively slight changes will be clustered around the peaks of the difference image histograms. This means that the majority of the unflagged pixels is considered as targets with no or nearly no change. The difference values corresponding to these pixels differ from zero because of the change in imaging conditions from a date to another. The centre of these clusters does not necessarily correspond to histogram-bands mean positions because of unequal frequencies of changes with equal magnitudes and different signs. The rest of the histogram belongs to the pixels with real land changes. These pixels may have been affected by different imaging conditions but their little effect compared to real change is negligible.

Histograms, in the four spectral bands, are then shifted so that the difference values assigned to the majorities (peaks) are brought back to zero. Finally, pixels which the difference values, in the four bands simultaneously, are less than seven percent of the majority standard deviation (7%*σ) are considered as IT. The average percentage (over all images) of the selected IT according to the Island number of pixels is 0.044 %.

3.1.3 Regression coefficients calculation

For selected IT, mean reflectance values in the four spectral bands were extracted from the images, and mean NDVI values were calculated. Using these values, linear regressions of the form $y=a.x+b$ were established for each band and for the NDVI, where *y* is the reference image and *x* are the other images in turn. The regressions were then applied to the images to perform the relative normalization.

3.1.4 Validation of the automatic selection of IT

In order to validate the technique of automatic selection of IT, a subset *U* of the MSIT was used to establish, for each date, other linear regressions $y=a'.x+b'$, where, as before, *y* is the reference image and *x* are the other images in turn. These regressions and the ones obtained by the automatic selection technique were applied on the other subset *V* of the MSIT. Fig. 4 shows that the correlation between the normalization resulting from the two IT selection approaches is very strong ($R^2>0.98$ for all spectral bands), and moreover, the slope values of regressions are very close to unity and the intercepts are near zero. Consequently, we consider that the proposed automatic selection technique of IT is successful and it is an excellent alternative to the time-consuming manual IT selection.

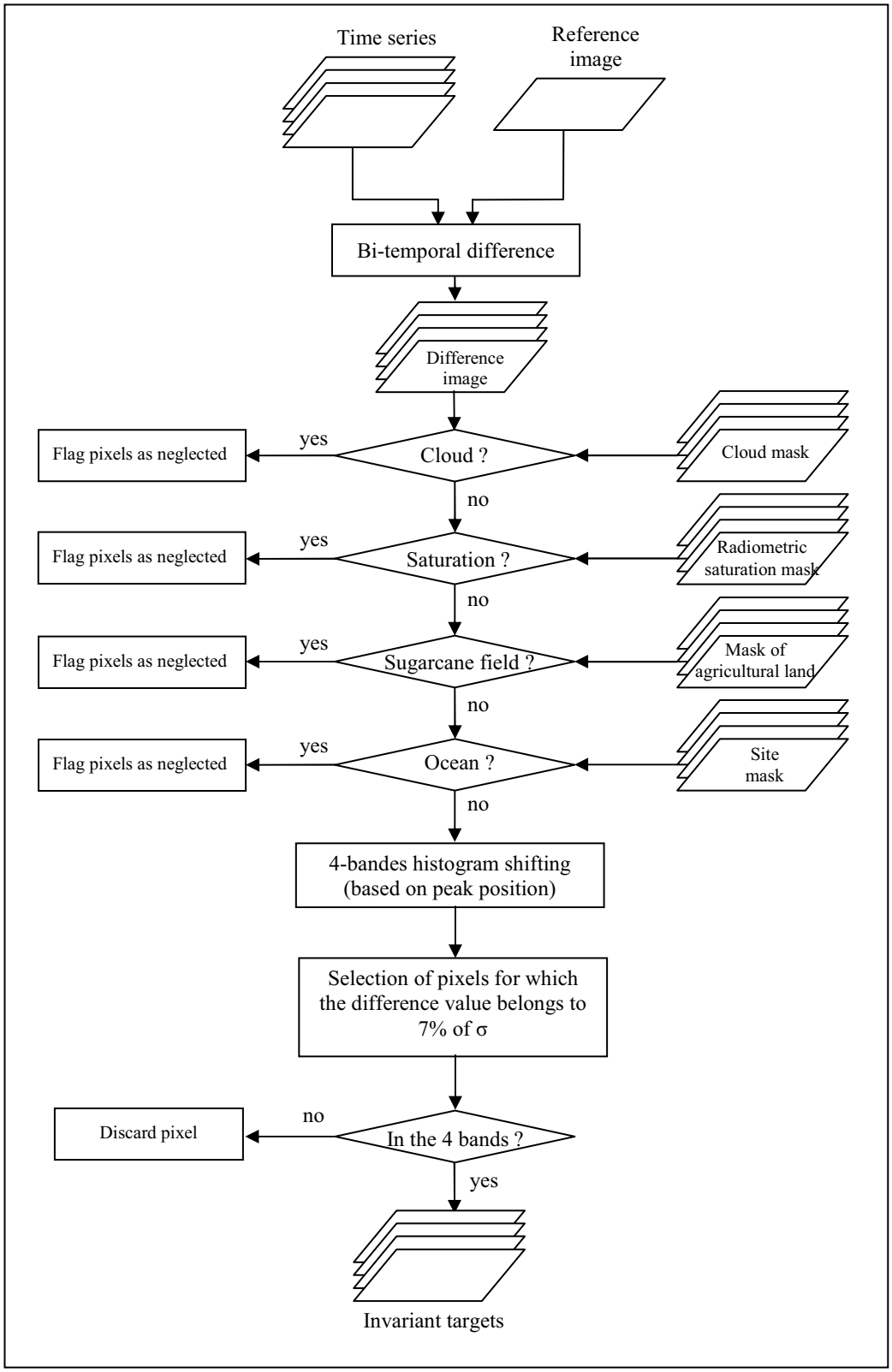


Fig. 3. The flowchart of the automatic IT selection technique.

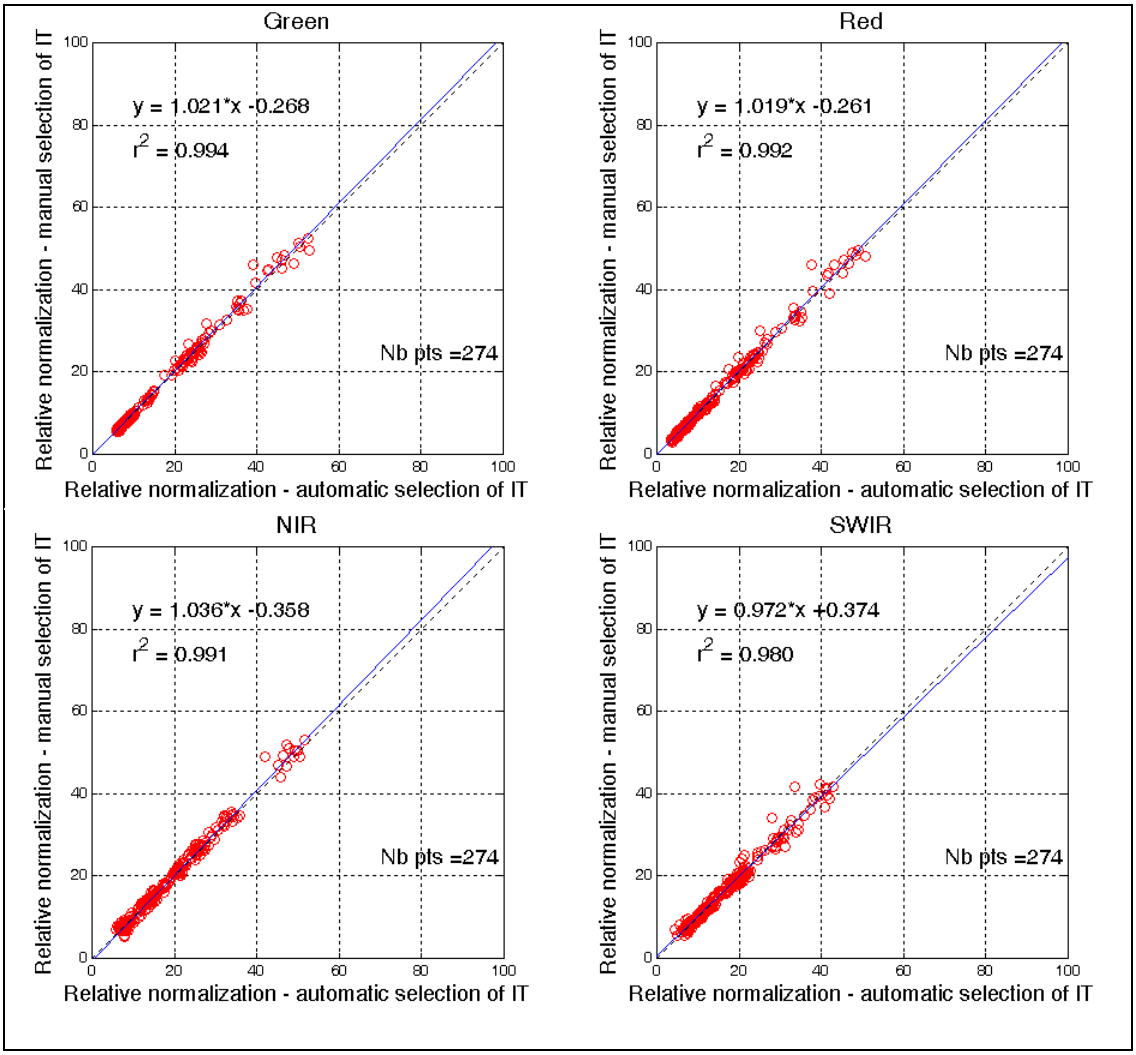


Fig. 4. Regressions obtained in each band for the validation of the automatic selection technique of IT: the x-axis corresponds to the normalized values obtained by the automatic selection technique, and the y-axis to the normalized values obtained by the subjective selection of IT.

3.2 Atmospheric correction

Atmospheric correction is an old and currently addressed issue and many codes exist: Lowtran 7, Modtran 2, 5S, SMAC, 6S, etc... The aim of these codes is to retrieve the TOC reflectance from the TOA one derived from radiance measured by sensors. We will not detail here how these models work, but we only mention that the radiative transfer code used to produce the TOC images used in this study is the 6S code. 6S input variables are: the view and solar angles, the atmosphere composition (optical thickness, water vapor content, atmospheric pressure, ozone content…), and the target slope and its environment. The main difficulty in realizing the atmospheric correction was to obtain accurate measurement of the aerosol optical properties. Since no in-situ measurements were available, the aerosol optical thickness (AOT) values (τ_{550}) were derived from SeaWiFS Level 3 data: for each image, the AOT used is the average of the AOT values measured around the Island above the ocean. The used water vapor content values stem from climatologic database.

4. RESULTS

The comparison between the performances of the relative radiometric normalization and the atmospheric correction code was carried out according to two axes:

- the first concerns the impact of each method on the reflectances of MSIT,
- and the second relates to the influence of the methods on the mean NDVI values calculated at sugarcane field scale.

4.1 Comparison using MSIT

As mentioned before, a subset *V* of the MSIT was employed in the comparison between the relatively and the atmospherically corrected data. This subset comprises twenty homogenous targets of 20*20m²: large buildings, dense forests, volcanic lavas, bare soils, airport tracks, tennis court, etc … They cover a large spectral range: Fig. 5 shows the distribution of the mean values of the TOA reflectance calculated over the acquisition dates for each target in *V*.

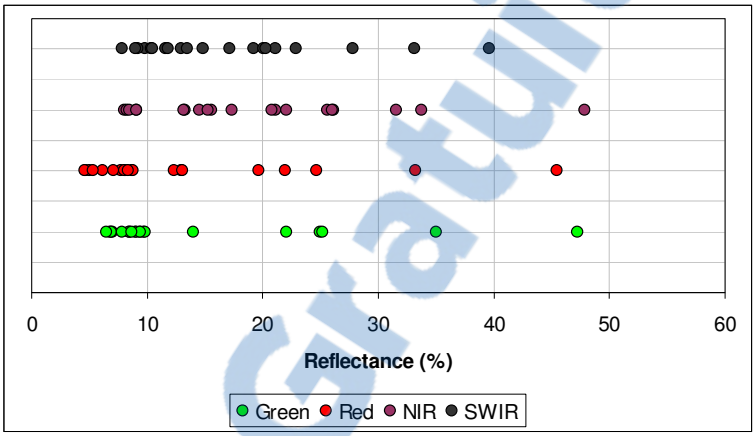


Fig. 5. Mean reflectance values (over time) of the MSIT belonging to the subset *V*.

W e extracted, for each MSIT, the mean values of the TOC reflectances at each date. On the other band, at each date also, the relatively normalized images were used to obtain the relatively normalized reflectance values of each MSIT. In Fig. 6 we plot the relatively normalized reflectance of MSIT as a function of its atmospherically corrected reflectance (TOC), and this for all spectral bands. An excellent correlation is found in all bands: 0.992, 0.994, 0.983 and 0.960 in Green Red NIR and SWIR respectively. The slope values are very close to one, and the intercept values are less than 4.6.

Furthermore, we were interested in investigating the impact of each method on the temporal behavior of the MSIT reflectances. For that, we calculated for each MSIT the standard deviation of its profile over the eighteen acquisition dates: a) before normalization (TOA reflectances), b) after relative normalization, and c) after atmospheric correction (TOC reflectances). Due to lack of space, we only show the average and the maximum values of the standard deviation obtained at each level in each band (Table 2). When looking at the average standard deviations, we notice that both the relative and the atmospheric correction methods smooth the temporal profiles of the MSIT reflectance (for all spectral bands). However, the relative radiometric normalization smooth better these profiles, and moreover, it decreases also the maximum value of the standard deviations which is not the case for the atmospheric correction. This might be due to the fact that the relative normalization corrects also the effects of the directionality. Consequently, we can say that the proposed relative normalization method effectively minimizes the radiometric distortion present in the time series of images.

4.2 Comparison using sugarcane fields

Since the final aim of this project is to monitor sugarcane using the multi-temporal images, it was necessary to assess the impact of each method on the NDVI values calculated at sugarcane field scale. Actually, the NDVI profile is a very good tool for the yield prediction and the harvest detection process.

Report-Gratuit.com

Eighteen fields were chosen to realize the comparison. The average size of these fields was 4.3 ha. For each field, we calculated the mean NDVI value at each date using: a) the relatively normalized images and b) the TOC images.

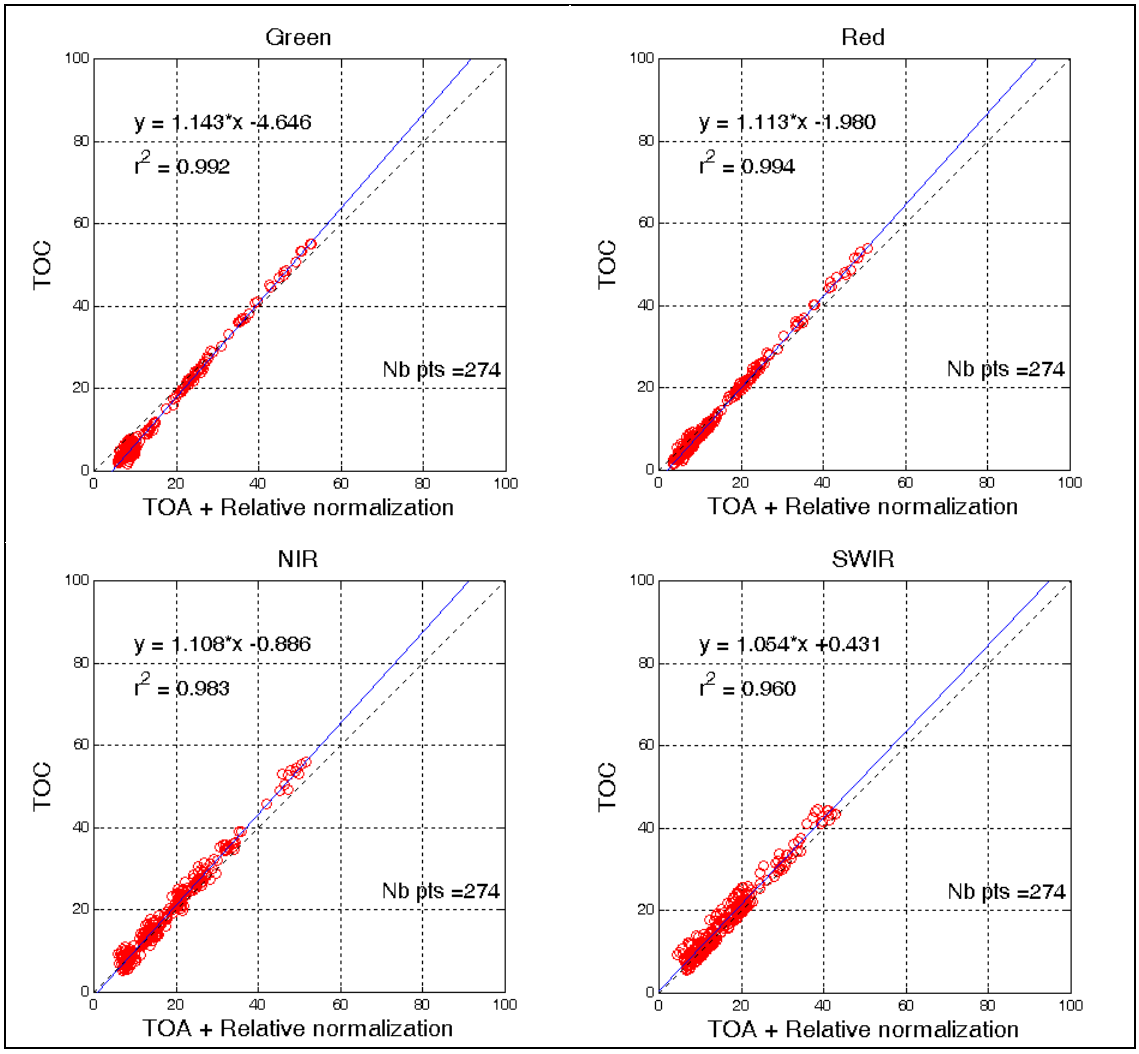


Fig. 6. Comparison between the MSIT reflectances corrected by 6S (TOC) and those corrected by the relative radiometric normalization.

	TOA				TOA + Relative normalization				TOA + Atmospheric correction (TOC)			
	G	R	NIR	SWIR	G	R	NIR	SWIR	G	R	NIR	SWIR
Average STD	1.34	1.59	1.80	2.08	0.88	1.10	1.25	1.25	1.23	1.46	1.69	1.98
Maximum STD	3.43	3.54	2.95	4.21	3.04	3.21	2.63	2.59	3.51	3.57	2.86	4.08

Table 2. Average and maximum values of the standard deviation (STD) of the MSIT reflectances: before radiometric normalization (TOA), after relative radiometric normalization, and after atmospheric correction (TOC).

Fig. 7.a shows the excellent correlation ($R^2 = 0.958$) obtained between the NDVI values calculated for all dates and all fields. The slope and intercept values are, one more time, close to one and zero respectively.

On the other hand, we compared the relative evolution of NDVI from one date to another resulting from each method. For that, for each field, we calculated the NDVI slope values at each consecutive couple of dates. Fig. 7.b figures out the comparison of NDVI slopes. Considering the strong correlation ($R^2 = 0.979$) and the low level of dispersion around the regression, we can consider that both correction methods lead to a very comparable temporal evolution of NDVI.

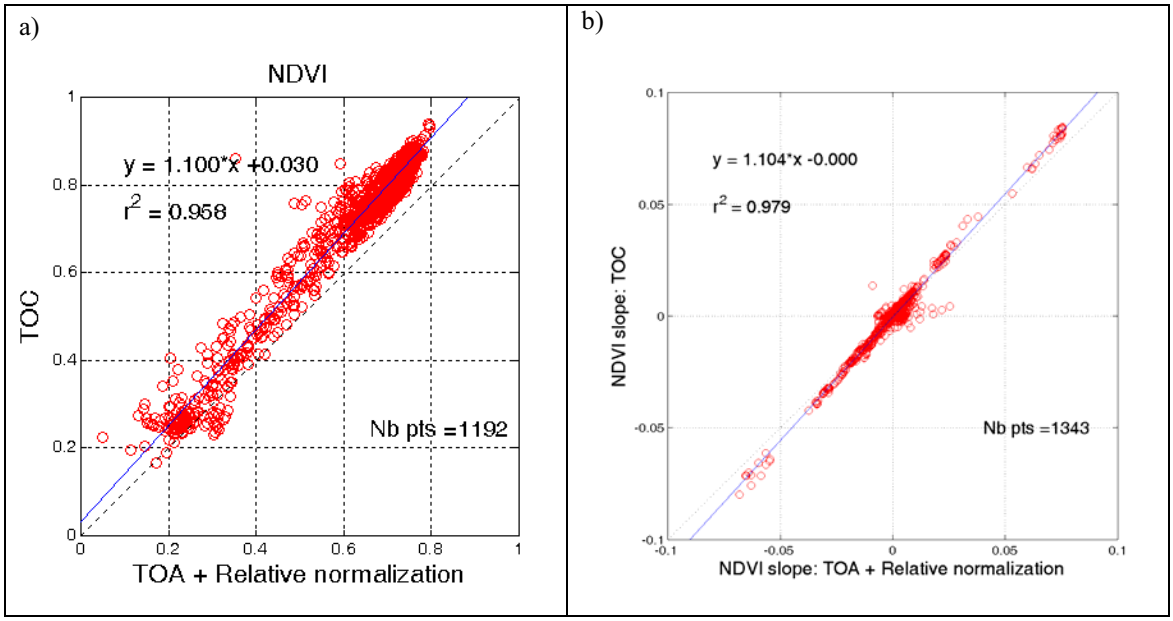


Fig. 7 . a) Comparison between NDVI values calculated at sugarcane field scale and corrected by 6S (TOC) and those corrected by the relative radiometric normalization. b) Comparison between NDVI slope values corrected by 6S (TOC) and those corrected by relative normalization (all fields)

5. CONCLUSIONS

This paper deals with the radiometric normalization of a SPOT 5 time series of images acquired over Reunion Island. A relative method of automatic radiometric normalization was presented and compared to the performance of an atmospheric correction carried out by the 6S code. The relative normalization method is based on invariant targets reflectances. Since finding these targets is an important step in the relative normalization process, an automatic technique for IT selection was developed and validated.

The comparison between the relatively and the atmospherically corrected data was performed first by using manually selected invariant targets and second on sugarcane fields. The results demonstrated that the proposed relative normalization method is an excellent alternative to the atmospheric correction code 6S: the correlation is strong in all spectral bands and the temporal profiles of NDVI at sugarcane field scale are very comparable.

ACKNOWLEDGEMENT

Mahmoud El Hajj is supported by a Cemagref/Région Languedoc Roussillon Ph.D. fellowship. Special thanks to Hélène de Boissezon (CNES) for her support. We also thank Thierry Rabaute (CS-SI) and Bruno Lafrance (CS-SI) for performing the geometric and the radiometric corrections of the images.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

REFERENCES

1. G. P. Anderson, J. H. Chetwynd, J.-M. Theriault, P. Acharya, A. Berk, D. C. Robertson, F. X. Kneizys, M. L. Hoke, L. W. Abreu and E. P. Shettle, "MODTRAN2: suitability for remote sensing", *1968*, 514-525, Publ by Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, City, Year.
2. D. Tanre, "Description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum: the 5S code," International Journal of Remote Sensing, **11**, 659-668, (1990).
3. H. Rahman and G. Dedieu, "SMAC: a simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum," International Journal of Remote Sensing, **15**, 123-143, (1994).
4. E. F. Vermote, D. Tanre, J. L. Deuze, M. Herman and J. J. Morcrette, "Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6s: an overview," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, **35**, 675-686, (1997).
5. Y. Du, P. M. Teillet and J. Cihlar, "Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite images with quality control for land cover change detection," Remote Sensing of Environment, **82**, 123-134, (2002).
6. S. L. Furby and N. A. Campbell, "Calibrating images from different dates to 'like-value' digital counts," Remote Sensing of Environment, **77**, 186-196, (2001).
7. F. G. Hall, D. E. Strebel, J. E. Nickeson and S. J. Goetz, "Radiometric rectification: toward a common radiometric response among multidate, multisensor images," Remote Sensing of Environment, **35**, 11-27, (1991).
8. V. Houlès, M. El Hajj and A. Bégué, "Radiometric normalization of a Spot 4 and Spot 5 time series of images (ISLE-REUNION) for agriculture applications", 7p., City, Year.
9. M. S. Moran, R. D. Jackson, P. N. Slater and P. M. Teillet, "Evaluation of simplified procedures for retrieval of land surface reflectance factors from satellite sensor output," Remote Sensing of Environment, **41**, 169-184, (1992).
10. J. R. Schott, C. Salvaggio and W. J. Volchok, "Radiometric scene normalization using pseudoinvariant features," Remote Sensing of Environment, **26**, 1-16, (1988).
11. H. DeBoissezon and A. Sand, "Reference Remote Sensing Data Bases: Temporal series of calibrated and ortho-rectified satellite images for scientific use", City, Year.

Remote Sensing of Environment, 2008

Integrating SPOT-5 time series, crop growth modeling and expert knowledge for monitoring agricultural practices - The case of sugarcane harvest on Reunion Island

Mahmoud El Hajj[a,*], Agnès Bégué[b], Serge Guillaume[c], Jean-François Martiné[d]

[a] Cemagref, UMR TETIS, Montpellier, F-34093 France
[b] CIRAD, UMR TETIS, Montpellier, F-34093 France
[c] Cemagref, UMR ITAP, Montpellier, F-34196 France
[d] CIRAD, UR SCA, Saint-Denis, La Réunion, F-97408 France

Abstract

Time series of optical satellite images acquired at high spatial resolution is an interesting source of information for monitoring agricultural practices. However, the information extracted from this source is often hampered by missing acquisitions or uncertain radiometric values. This paper presents a novel approach that addresses this issue by combining time series of satellite images with information from crop growth modeling and expert knowledge. In a fuzzy framework, a decision support system that combines multi-source information was designed to automatically detect the sugarcane harvest at field scale. The formalism that we used deals with the imprecision of the data and the approximation of expert reasoning. System performances were analyzed using a time series of SPOT-5 images. Results obtained were in substantial agreement with ground truth data: overall accuracy reached 97.80% with stability values exceeding 89.21% for all decisions. The contribution of fuzzy sets to overall accuracy reached 15.08%. Sensitivity analysis showed that good results can be obtained even using a time series with only five images per year, but the images have to be selected according to harvest campaign dates. The approach outlined in this paper is very promising and could be very useful for other agricultural applications.

Under revision

* Corresponding author. Fax: +33-(0)4-6754-8700
mahmoud.elhajj@teledetection.fr (M. El Hajj),
serge.guillaume@montpellier.cemagref.fr (S. Guillaume),
agnes.begue@cirad.fr (A . Bégué),
jean-francois.martine@cirad.fr (J.F. Martiné).

Outline

1. Introduction 275
2. Agricultural application 277
3. Theoretical background of fuzzy inference systems 278
4. Materials 280
5. Method 281
6. Results and discussion 288
7. Conclusion 292
Acknowledgements 294
References 294
Figures 297
Tables 304

Under revision

1. Introduction

Time series of satellite images are a cost effective, high quality source of data to assess land cover dynamics and to monitor changes in large areas. The synergetic use of this source and advanced analytical methods enables complex problems related to a wide-range of agricultural and environmental applications to be solved (Bruzzone and Smits 2002).

In the past decade, several studies have reported the potential of time series of large scale satellite observations such as AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer time series), MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), and SPOT-Vegetation, for monitoring vegetation (Beck et al. 2006; Boles et al. 2004; Maignan et al. 2008; McCloy and Lucht 2004). However, because of the coarse spatial resolution of the images, these studies only dealt with global structures.

Now a new generation of time series acquired at high spatial resolution is available thanks to repetitive acquisitions by satellites such as SPOT 4/5, Landsat 5/7 and Formosat 2. This new generation allows changes in land cover to be detected and monitored at a much finer spatial scale. Several authors have recognized the benefits of this kind of data for classifying land cover (Baldi et al. 2006; Murthy et al. 2003; Pax-Lenney and Woodcock 1997; Turner and Congalton 1998), mapping seasonal patterns and crop rotations (Martinez-Casasnovas et al. 2005; Panigrahy and Sharma 1997), monitoring harvest and planting (Lebourgeois et al. 2007), mapping forests (Vagen 2006; Woodcock et al. 2001), and for many other topics, as shown in papers collected in (Bruzzone and Smits 2002; Smits and Bruzzone 2004).

Nevertheless, the information extracted from high spatial resolution time series is often restricted by gaps in image acquisition due to clouds and/or image programming capacity, and by the uncertainty of the radiometric value due to atmospheric conditions and radiometric calibration. To make credible decisions, such information thus needs to be supplemented with data from other sources and, in addition, the data must be integrated in a system that can deal with uncertainties.

The integration of remote sensing data with information from other sources is not new. Remote sensing data has already been integrated with expert knowledge (Lobell et al. 2003), ancillary data (i.e.

Under revision

cartographical information) (Lucas et al. 2007) and agronomic or ecosystem models (Yan et al. 2007). The purpose of integration varied from one application to another. (Lobell et al. 2003) combined knowledge about crop phenology with Landsat TM/ETM+ multi-temporal imagery to estimate regional crop rotation. (Lucas et al. 2007) evaluated the use of Landsat ETM+ time series acquired over an annual cycle for the mapping of semi-natural habitats and agricultural land cover by integrating topographic maps, digital elevation data, digital orthophotography, field boundaries, and other supportive data. (Metternicht 2001) mapped salinity distribution using an approach that integrates multi-temporal classification of Landsat TM images, physical and chemical soil properties and landform attributes. Some studies have combined products derived from multi-temporal images to improve the detection of changes; (Le Hégarat-Mascle and Seltz 2004) developed a method that combines different indices calculated from multi-temporal imagery to evaluate forest damage. This method was used in different applications with SPOT HRV images, for example, forest logging in either pine or mixed forests, or the vegetation cover of fields in intensive farming areas in winter (Le Hegarat-Mascle et al. 2006).

Integrating remote sensing data with agronomic models has been widely used to estimate crop growth status and to improve yield prediction (Guerif and Duke 2000; Launay and Guerif 2005). The benefit of integration has always been improvement in the performance of the agronomic model (Moulin et al. 1998). Up to now, little attention has been paid to the use of the outputs of agronomical models as a source of information to help analyze remote sensing data. Based on climatic and soil biophysical parameters, these models could provide useful information to compensate for the lack of radiometric data from satellite time series.

Another substantial source of information is expert knowledge about the agricultural application concerned; this source enables automation of the analysis of radiometric data, and provides very useful information in the case of gaps in image acquisition.

The aim of this paper is to present a novel approach to detect change using time series of satellite images that integrate information from crop growth modeling and expert knowledge. To our knowledge,

Under revision

this approach has never before been used and will be useful for monitoring agricultural practices, particularly, crop harvest.

To illustrate our approach, we describe its application for the detection of sugarcane harvest using a SPOT-5 time series. The sugarcane cropping system is of particular interest because of the very high spatio-temporal variability of the fields; the sugarcane harvest campaign lasts several months, which makes it difficult to monitor fields when satellite time series include acquisition gaps. A decision support system designed and implemented to address this issue is presented here.

Because of its well known ability to deal with imprecise and uncertain information, and to model linguistic concepts, fuzzy logic formalism was chosen to design the decision support system. Moreover, thanks to fuzzy inference, it is able to assign a confidence factor to each decision.

2. Agricultural application

Every year, about 20 million hectares of sugarcane are harvested (FAOSTATS[1], 2007) in more than 100 tropical countries. The world cropped area is increasing steadily due to growing consumption of sugar in developing countries and to the emerging bio-energy markets. One of the main needs expressed by the sugarcane industry worldwide is to obtain information on the progress of harvest throughout the harvest season, which generally lasts between four and eight months. When information is available at a large scale, it can help improve the organization of the harvest campaign and consequently work efficiency in both fields and factory. Time series of satellite images are a promising way to meet this need.

Several investigators have reported the capacity of multi-temporal imagery in monitoring sugarcane harvest (Bégué et al. 2004; Gers and Schmidt 2001; Lebourgeois et al. 2007). However, the method they proposed, which is based on multi-spectral classification combined with visual interpretation, has two major drawbacks:

- The subjective and time-consuming photo-interpretation stage needed to reduce the number of classes

[1] http://faostat.fao.org/

Under revision

resulting from the classification.

- The radiometric confusion between different classes due to the fact that the sugarcane harvest campaign lasts several months (ca. six months). When the interval between two cloud-free images is too long, it is difficult to differentiate between a standing crop and the regrowth in a field harvested at the beginning of the season.

There was thus a need to develop and implement an automatic and a robust method that, in addition to satellite-image time series, relies on information from other sources.

3. Theoretical background of fuzzy inference systems

Fuzzy set and possibility theories (Zadeh 1965; Zadeh 1978) began appearing in the remote sensing literature about 20 years ago. The main use of fuzzy systems has been in image segmentation and classification, e.g. (Gopal et al. 1999; Li et al. 2007; Tapia et al. 2005), as well as in the implementation of fuzzy assessment indices, e.g. (Gill et al. 2000; Laba et al. 2008), based on the pioneer work of (Woodcock and Gopal 2000).

The decision support system we describe in this paper is a Fuzzy Inference System (FIS). The goal of this section is not to provide an extensive introduction to fuzzy logic[2], but only to provide the reader with some theoretical background on FIS and a brief description of fuzzy linguistic modeling.

FIS are one of the most famous applications of fuzzy logic and fuzzy set theory. The strength of FIS lies in their twofold identity: on the one hand they are able to handle linguistic concepts such as *High* or *Low*; on the other hand, they are universal approximators able to perform non-linear mapping between inputs and outputs. The non-linear mapping process can be done through automatic learning procedures, keeping in mind the originality of fuzzy logic, i.e. its interpretability (Guillaume 2001).

[2] See Bouchon-Meunier, B., & Marsala, C. (2003). *Logique floue, principes, aide à la décision*: Lavoisier, Dubois, D., & Prade, H. (2000). *Fundamentals of fuzzy sets*: Kluwer Academic Publishers, Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control, 8*, 338–353

Under revision

A fuzzy set is defined by its membership function. A point in the universe, x, belongs to a fuzzy set, A, with a membership degree, $0 \leq \mu_A(x) \leq 1$. Fuzzy sets can be used to model linguistic concepts. If A is a set of *High* NDVI values, the membership degree of a given NDVI value, x, $\mu_A(x)$, can be interpreted as the level up to which the x NDVI should be considered as *High*. Several fuzzy sets, e.g. *Low*, *Medium* and *High*, can be defined in the same universe of variable partition, as illustrated in Figure 1.

As fuzzy sets usually overlap, a data point is likely to belong to more than one fuzzy set. In the partition shown in Figure 1, the value x belongs to the fuzzy sets *Low* and *Medium* with the corresponding membership degrees μ_L and μ_M. It should be underlined that with such partitions, a given point may belong, with a non null degree, to at most two fuzzy sets. Moreover, for each point in the universe, the sum of the membership degrees to all the fuzzy sets of the partition is normalized to one.

Fuzzy sets are used in a FIS to build linguistic rules, for instance *"If NDVI is High then ..."*. For an x value of NDVI, the matching degree of the rule, w, which means how true the rule is for the example, is given by the membership degree of x to the fuzzy set *High*, $\mu_H(x)$. Usually several variables are involved in the description of the rule. The r^{th} rule in the FIS rule base is written as follows:

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_1^r \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^r \ldots \text{ and } x_p \text{ is } A_p^r \text{ then } y \text{ is } C^r \qquad \text{(Equation 1)}$$

where A_k^r is the fuzzy set of the k input variable used within the r^{th} rule and C^r is the rule conclusion.

Thanks to fuzzy set overlap in the universe, a given input is likely to fire several rules. Consequently, these rules will be involved in the system inference. The inference method defines the way in which the system attributes weights to the conclusions of fired rules and the way it aggregates the weighted conclusions of these rules to take them all into account.

In this study, the weight w^r attributed to the conclusion C^r of an activated rule r is calculated by combining the membership degrees of rule premises in a conjunctive way as follows:

$$w^r\left(C^r\right) = \mu_{A_1^r}(x_1) \wedge \mu_{A_2^r}(x_2) \wedge \ldots \wedge \mu_{A_p^r}(x_p) \qquad \text{(Equation 2)}$$

Report-Gratuit.com revision

where $\mu_{A_j^r}(x_j)$ is the membership degree of the x_j value to the fuzzy set A_j^r, and $\wedge$ a conjunctive operator, the *min* and the *product* being the most commonly used ones.

The aggregation of the *m* distinct conclusions is done in a disjunctive way as follows:

$$\begin{cases} \forall j = 1, \ldots, m \\ \mu_j = \left\{ \vee_r \left(w^r \left(C^r \right) \right) \;\middle|\; C^r = j \right\} \end{cases} \quad \text{(Equation 3)}$$

where $\vee$ is a disjunctive operator, e.g. the *max* or the *bounded sum*[3].

The output of the system is the membership degree μ_j assigned to each possible conclusion *j*.

4. Materials

4.1. Study Site

The study site is located in north-eastern Reunion Island (Figure 2), a small territory of around 2500 km² which is an overseas department of France in the Indian Ocean (21°7' to 19°40' S, 55°13' to 61°13' E), east of Madagascar. The site contains two sugarcane farms: the first located at an altitude of around 70 m and comprising 33 fields with an average size of 5.4 ha, the second located at an altitude ranging from 400 to 700 m, with 46 fields with an average size of 3.47 ha. As the study area is in the tropics, the year is divided into two seasons: a hot, rainy season from November to April, and a cool, dry season from May to October.

4.2. Data sets

The satellite data set used in this study consisted of 18 SPOT-5 images acquired over Reunion Island between January 10, 2003 and December 7, 2004. Both HRG1 and HRG2 SPOT-5 instruments acquire

[3] $\max\left(1, \sum w^r \left(C^r \right)\right)$

Under revision

radiation in four spectral bands with high spatial resolution: 10 m in Green, Red and Near Infra-Red (NIR) bands, and 20 m in Short Wave Infra-Red (SWIR) band. The images belong to the *KALIDEOS* database set up by the CNES[4] (CNES 2007; DeBoissezon and Sand 2006). All the images were orthorectified and coregistered to the UTM coordinate system (zone 40 South) with a root mean square error of less than 0.5 pixel per image.

The radiometry of the images was corrected so that pixel values represented top of canopy reflectances in the four spectral bands (El Hajj et al. 2008). Cloud and saturated-pixel masks were available for each image. Table 1 shows the characteristics of the images in the time series.

Block plot boundaries for the whole of Reunion Island were provided by DAF[5] services, and refined to define the boundaries of each field at the study site (Lebourgeois et al. 2007).

Daily climatic data recorded at two meteorological stations, La Mare and Bagatelle, located near the two sugarcane farms were used (Source: Meteorological Data Base of CIRAD[6] in Reunion) for the period covered by the satellite time series. These data are daily estimations of rainfall (mm), potential evapotranspiration (mm), global radiation (J/m^2), and minimum, maximum, and mean temperature (°C). Climatic data are required to run the crop growth model.

A ground truth database was built by using harvest dates reported by farmers for each field during the 2003 and 2004 harvest campaigns. This database gives the status of each sugarcane field (whether it has been harvested or not) between each pair of consecutive satellite acquisitions in the time series.

5. Method

In this section we first present the sources from which information was extracted to feed the decision support system, and then describe its components, and finally show how it was used to make decisions for

[4] *Centre National d'Etudes Spatiales* (French Space Agency).
[5] *Direction de l'Agriculture et de la Forêt* (Directorate of Agriculture and Forestry).
[6] *Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement* (French Agricultural Research Centre for International Development).

Under revision

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

use with sugarcane.

5.1. Information extraction

5.1.1. From time series of satellite images

The time series of SPOT-5 images were the main source of information. Using field boundaries and images, a temporal profile of NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) was calculated for each field at the study site, at field scale:

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{red}}{\rho_{NIR} + \rho_{red}} \quad \text{(Equation 4)}$$

where ρ_{red} and ρ_{NIR} are reflectances in the red and NIR bands.

This calculation was done after eliminating mixed border pixels of fields and after discarding saturated and cloud-contaminated pixels using cloud and saturation masks.

The NDVI temporal profile of sugarcane field provides useful information about the current status of the field and the different historical stages. In general, this profile can be divided into two periods: a period in which NDVI values increase, corresponding to the vegetative development of the sugarcane, and another period with steady or decreasing values, corresponding to the maturation phase of the plant. Figure 3 shows an example of the temporal profile of NDVI for ratoon and planted crops (see 5.1.3). Since the sugarcane harvest lasts several months, the temporal profile of NDVI may shift in time from one field to another, and in addition, the growth stage of a late crop is generally shorter than that of an early crop.

NDVI temporal profiles extracted from time series are often incomplete because of gaps in image acquisition, atmospheric conditions and/or radiometric problems. Other sources of information are thus required to reliably analyze the profiles in order to make good decisions.

Under revision

5.1.2. From crop growth modeling

Model simulations of crop growth based on climatic data and soil characteristics were the second source of information. This source was used to simulate NDVI temporal profiles to build a synthetic variable that is independent of the time series and that is able to provide information about the possibility of sugarcane being harvested between two specific dates.

We used the sugarcane ecophysiological growth model MOSICAS (Martiné and Todoroff 2002) to simulate sugarcane growth in each field at the study site at a daily time scale. MOSICAS, a thermoradiative-type model that accounts for water stress, consists in growth and carbon balance modules linked to a water balance module. Among other output state variables, MOSICAS simulates the leaf area index (LAI) of a sugarcane field. The modeling of LAI is of the *'big leaf'* type, and is based on the balance between daily increase (growth) and daily decrease (senescence) in leaf surface area. This balance is mainly driven by temperature and is limited by radiation with respect to leaf mass and water stress.

Since our aim was to acquire information based on the NDVI, we transformed daily estimations of LAI into daily estimations of NDVI using the regression model (Equation 5) previously described in (El Hajj et al. 2007).

$$NDVI = 1/9.713 * \ln(LAI/0.003) \qquad \text{(Equation 5)}$$

From the simulated NDVI temporal profiles, we built a helpful indicator for harvest detection: *Tn* that represents the nominal time (in number of days) for a sugarcane field NDVI to reach a given threshold starting with a "supposed" harvest date.

Figure 4 illustrates an example of relationships between *Tn* and the "supposed" harvest date, for different NDVI threshold values. According to this example, to reach an NDVI of 0.7, sugarcane will need 133 days (Tn = 133) of growth if harvested in early July (during the cool, dry season) but only 89 days (Tn = 89) if harvested early December (during the hot, rainy season). We observed that for high NDVI thresholds (0.7 in our example) the model is very sensitive to climatic variations, such as rainfall amount.

Under revision

The indicator extracted from crop growth modeling, mainly based on climatic data, gives information about the possibility of a sugarcane field being harvested between two satellite acquisition dates. This information is particularly useful when the interval between two cloud-free images is long (e.g. more than 2 months).

5.1.3. From expert knowledge

Knowledge about the phenological stages of sugarcane, as well as about its cropping systems, is crucial information that must be integrated in the decision support system. This source enables a better understanding of the relationship between the temporal behavior of NDVI and the crop field status, and provides important temporal constraints (e.g., mill opening and closing dates, nominal cycle length) that help make decisions in the case of missing radiometric data. Below is a brief description of the expert knowledge about the sugarcane cycle.

Sugarcane is a semi-perennial grass that belongs to the "*Graminae*" family and propagates vegetatively. The planting material used is stem cuttings. After the plant crop is harvested (between approximately 18 and 24 months of age), buds on remaining underground stubble germinate again and give rise to another crop. This crop is called the ratoon crop, and is harvested about every 12 months for up to four years or more, when the crop is renewed due to decreasing yield. The crop is harvested when it is fully mature and ripe. Early varieties and ratoon crops are the first to be harvested after the mill opens. The harvest season generally lasts several months, depending on the tonnage of cane to be processed, the capacity of the mills, and the climate. In Reunion Island, the milling season is generally between June and December.

Expert knowledge is involved in different parts of the decision support system. It is used: (1) to define the input variables needed to automatically detect the sugarcane harvest; (2) to configure the partitions (e.g., fuzzy sets) of these variables; (3) to integrate useful information about the sugarcane cycle, and (4) to define decision rules.

Under revision

5.2. Decision Support System

The decision support system provides information about the possibility of a sugarcane field being harvested between two acquisition dates *t* and *t'*.

5.2.1. System Inputs

The system has 11 inputs that are built using information extracted from the three different sources: time series of SPOT-5 images (TS), crop growth modeling (CM), and expert knowledge (EK).

The first set of inputs {In1, In2, In3, In4, In5} concerns temporal information, the second set {In6, In7, In8} NDVI values, and the third set {In9, In10, In11} NDVI dynamics.

Table 2 shows the characteristics of each input.

As can be seen in Table 2, TS contributes to the definition of all inputs by providing NDVI values or acquisition dates. EK is used in the majority of input definitions either by integrating information about cropping systems (beginning and end dates of the current harvest campaign, T_O and T_C respectively; beginning and end dates of the preceding harvest campaign, T_{LO} and T_{LC} respectively; Nominal cycle length, NCL; Last harvest date, LHD) or by its role in the configuration of fuzzy partitions. To give an example, the NDVI fuzzy sets are designed according to expert knowledge about the phenology and field status of sugarcane as well as about its NDVI temporal profiles. The following are expert conclusions:

- *Low* NDVI values (less than 0.30) generally correspond to residues and bare soil after field harvesting.
- *Medium* NDVI values (between 0.30 and 0.75) are observed during the growth and senescence stages.
- *High* NDVI values (higher than 0.75) are observed at the end of the growth stage and before senescence.

Figure 5 illustrates the fuzzy sets of NDVI and an example of NDVI profiles plotted according to thermal time for several sugarcane fields.

Under revision

CM contributes to two key inputs (In4 and In5) that evaluate harvest possibilities by comparing temporal information. An ambiguity range of ±1 month was added to these inputs to cope with the imprecision of the model and with the effects of climatic variation observed for high values of the NDVI threshold.

Partitions of In1 and In2 are shown in Figure 6; fuzzy sets of inputs In3, In4, In5 and In9 are shown in Figure 7, and those of In6 and In7 are shown in Figure 5.

5.2.2. System output

The following are three conclusions about sugarcane filed status concerning harvest events:

- *Harvested* (H) when the sugarcane field is harvested between *t* and *t'*.
- *Not harvested* (NH) when the sugarcane field is not harvested between *t* and *t'*.
- *Unknown* (U) when the status of the sugarcane field between *t* and *t'* is unknown.

Outputs of the decision support system are membership degrees ($\mu_{H,}$ μ_{NH} and μ_{U}) of the three possible conclusions (Figure 8). These membership degrees (between 0 and 1) can be seen as confidence values assigned to the three different possibilities.

5.2.3. Rule base

Based on expert knowledge, we defined a set of 116 "If-Then" rules to link the linguistic labels of inputs to those of outputs. These linguistic rules include different scenarios that aim to cover all possible cases the system can review. Fifty-six rules corresponded to field harvest scenarios, 37 to no harvest scenarios, and 23 to scenarios with unknown conclusions. Below is an example:

- if In1 is "Current Campaign" and In2 is "No Campaign" and In3 is "Higher than Nominal Cycle Length" and In6 is "Low" and In7 is "High" then Conclusion is "Harvested"

This example illustrates the situation when *t* is in the current harvest campaign, *t'* is in the interval separating harvest campaigns, the sugarcane age is higher than the nominal cycle length, and the NDVI

Under revision

value at *t* and *t'* is low and high respectively; in this case it is absolutely possible that the sugarcane field is being harvested between *t* and *t'*.

5.2.4. Inference

The inference technique used in the decision support system is based on Mamdani's method (Mamdani and Assilian 1975). The conjunction operator used to attribute the weight w^r to the conclusion $C^r \in$ {H, NH, U} of the fired rule *r* is the *min*, so w^r is defined as follows:

$$w^r\left(C^r\right) = \min(\mu_{A_1^r}(In_1),...,\mu_{A_n^r}(In_n)) \quad \text{(Equation 6)}$$

where $\mu_{A_i^r}(In_i)$ is the membership degree of the input In_i 's value to the fuzzy set A_i^r ; for non-fuzzy inputs $\mu_{A_i^r}(In_i)$ is either zero or 1 (binary membership).

The operator used to aggregate the weighted conclusions w^r of all fired rules is *max*. The membership degree μ_j attributed to each possible conclusion *j* is defined as follows:

$$\forall j = H, NH, U \quad ; \quad \mu_j = \left\{ \max_r\left(w^r\left(C^r\right)\right) \;\middle|\; C^r = j \right\} \quad \text{(Equation 7)}$$

5.3. Decision making

Using the system outputs (μ_H, μ_{NH} and μ_U), users (i.e. decision makers) can make decisions according to their own approach. One decision approach could be to choose the conclusion that has the higher membership degree (Equation 8). Another decision approach could be based on the stability of the H and NH conclusions (e.g., Equation 9).

$$Decision = \arg\max\left(\mu_H, \mu_{NH}, \mu_U\right) \quad \text{(Equation 8)}$$

$$Decision = \arg\max\left(Stability_H, Stability_{NH}\right) \quad ; \quad Stability_x = \mu_x - \mu_U \quad \text{(Equation 9)}$$

Under revision

The decision approach that we used in this study is based on system outputs (μ_H, μ_{NH} and μ_U) as well as on a confidence level threshold μ_{conf} (Equation 10).

$$Decision = \begin{cases} \arg\max(\mu_H, \mu_{NH}) & if\left(\max(\mu_H, \mu_{NH}) \geq \max(\mu_U, \mu_{conf})\right) \\ U & otherwise \end{cases} \quad \text{(Equation 10)}$$

According to this approach, to decide whether a field has been harvested (H) or not (NH), first, μ_H or μ_{NH} must be higher than μ_U, meaning that there is more evidence to support a decision than to label the field status "Unknown" (U), and μ_H or μ_{NH} must be higher than a user defined confidence threshold μ_{conf}.

6. Results and discussion

The decision support system was used to automatically detect the harvest of sugarcane fields at the study site using the 18 SPOT-5 images in the time series acquired over two years: 2003 and 2004. Decisions obtained with different values of μ_{conf} were then compared to ground truth data, and error matrices were calculated.

In the following section we describe: (1) the performances of the decision support system, (2) the contribution of the fuzzy sets, and (3) the evaluation of the sensitivity of the system to the number of satellite images per year.

6.1. System performance

6.1.1. Overall accuracy and percentage of "Unknown" decisions

Overall accuracy (OA) and the percentage of "Unkown" decisions (PU) were calculated from error matrices. Table 3 shows an example of an error matrix obtained for μ_{conf} equal to zero. The columns in Table 3 correspond to the system decisions ("Harvested", "Not harvested" or "Unknown") made for all

Under revision

fields at all acquisition dates, and the rows correspond to the ground truth data ("Harvested" or "Not Harvested"). Looking at the sub-matrix defined by the two rows and the two first columns, the total number of correct decisions is obtained by summing the diagonal cells; the OA is then the proportion of the total number of correct decisions to the total number of decisions. The PU is the proportion of the total number of "Unknown" decisions (sum of the third column) to the total number of decisions.

Figure 9 shows, among other results, changes in OA and PU with μ_{conf} values. OA and PU are monotonically decreasing and increasing functions of μ_{conf} respectively, with "by μ_{conf} range" stability. This stability is due to the use of fuzzy sets in input partitions. OA and PU values are steady and very satisfactory (OA > 97.1% and PU < 2.3%) for μ_{conf} between zero and 0.6 (μ_H or μ_{NH} higher than 0.6). System performances drop for μ_{conf} between 0.7 and 0.9, with a decrease of about 12% in OA and an increase of about 12% in PU. This significant drop in performance is due to the fact that 10.8% of system decisions had confidence values between 0.6 and 0.7. With a μ_{conf} value equal to 1, OA and PU are 70.76% and 28.81% respectively; this is explained by the fact that 12.1% of decisions had confidence values between 0.9 and 1.

We can observe that the more the decision maker relies on the system (by accepting H and NH decisions with low confidence levels) the better the OA and the PU. This could be due to the fact that the rule base used for the inference was robust and covered practically all the situations encountered. Another major reason is that the fuzzy partitions, built from expert knowledge, make sense.

6.1.2. Decision stability

The stability of each H and NH decision was calculated according to the following expression:

$$\forall x = \arg\max(\mu_H, \mu_{NH}) \qquad Stability(x) = \mu_x - \mu_U \qquad \text{(Equation 11)}$$

Figure 9 also shows the mean stability values (MSV) of H and NH decisions obtained for different μ_{conf} values. The MSV of both H and NH decisions decreased slightly with decreasing μ_{conf}, but even the lower values obtained (92.52% and 89.21% for MSV of H and NH respectively) reflect high stability.

Rapport-Gratuit.com
Paper revision

6.1.3. Error analysis

Error analysis was performed to improve our understanding of the differences between decisions and ground truth data. This was done by analyzing the fired rules involved in each decision.

With μ_{conf} equal zero, the error percentage was 2.20% (26 decisions) (Table 3). Four main reasons were identified:

- Inaccuracy of harvest dates recorded by the farmer (50% of errors). This was because harvesting a field sometimes lasts several days due to rain and/or technical problems; so the farmer gave an approximate harvest date in the middle of field harvest period, which biased ground truth data.
- The lack of information about whether the sugarcane field contained a ratoon or a plantation crop (20% of errors). This information is used to set the nominal cycle length value.
- The partition configuration of some fuzzy inputs defined by expert knowledge that did not match all the specific cases and thus fired unsuitable rules (20% of errors, i.e. 5 cases). This disagreement is quite normal because the configuration of inputs, as well as the scenarios included in the rule base, only consider the most common situations.
- The harvest detection omissions that may cause future false detections (10% of errors). This error is related to the fact that the system updates the LHD (Last harvest date) value of each field according to past decisions.

For higher μ_{conf} values, the increase in the discrepancy between decisions and ground truth data was mainly due to the increase in PU values.

6.2. Contribution of fuzzy sets

The contribution of fuzzy sets to the performance of the system was assessed by comparing OA and PU values obtained using a crisp configuration with those previously obtained using a fuzzy configuration. The crisp configuration was defined by removing all ambiguity ranges from the partition of fuzzy inputs

Under revision

(e.g. Figure 10). The membership degrees assigned to the system outputs (μ_H, μ_{NH} and μ_U) with the crisp configuration are either zero or one, therefore the integration of the μ_{conf} parameter in this case was meaningless and the decision was made according to equation 8, $argmax(\mu_H, \mu_{NH}, \mu_U)$.

The OA obtained with the crisp configuration was 81.95% and the PU was 16.61%. By comparing these values to those obtained with the fuzzy configuration at the different μ_{conf} levels, we observed that the lower the level of μ_{conf} the higher the contribution of fuzzy sets; this contribution reaches 15.08% when μ_{conf} equals zero.

6.3. Sensitivity of the system to the number of images per year

The sensitivity of system performance to the number of satellite images per year was evaluated by using time series with different numbers of image. Starting with nine images per year, the number of images was reduced to five, then four, three, and finally two. Images were selected according to the following protocol:

- Five images per year: two images before the harvest campaign including one just before harvest, two images during the harvest campaign, and one just after.
- Four images per year: one image just before the harvest campaign, two during, and one just after.
- Three images per year: one image before the harvest campaign, one during, and one just after.
- Two images per year: one just before and one just after the harvest campaign.

Figure 11 shows the acquisition dates at the different assessment stages.

The OA values obtained for different μ_{conf} values with different image frequencies are shown in Figure 12. Our results clearly showed that the decision support system can provide the user with very good results if at least five images per year are used. Using this number of images, the OA can reach 92.80% if $\mu_{conf} = 0$, and still 70% when $\mu_{conf} = 1$.

When fewer than five images per year are used, the performance of the system decreases significantly:

Under revision

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

OA values drop to 71.26%, 66.83% and 36.82% for four, three and two images per year respectively and for a maximum of user flexibility (μconf = 0).

These findings underline the influence of the high spatio-temporal variability of sugarcane fields on the harvest detection process. With two images per year, one just before and one just after the harvest campaign, only fields harvested at the end of the campaign can be easily detected because the vegetation in these fields has not had time to re-growth, and the spectral properties of the fields in the image acquired just after the campaign are still significantly different than those in the image taken before. This is not the case for fields harvested at the beginning of the campaign. If images acquired during the harvest campaign are used, the temporal distance between the images will be reduced, and the likelihood of confusion between not harvested fields and ratoon fields will thus be minimized and more harvested fields will be identified. Including images (at least one) taken at the beginning of the year and during the growing stage (before the harvest campaign) enrich the information on the development stages of each field and, hence, notably improve the results.

7. Conclusion

A novel approach for monitoring agricultural practices using time series of high spatial resolution satellite images was presented in this paper. The approach was illustrated with an application for the detection of sugarcane harvest, which is one of the most challenging change detection issues in the agricultural domain because of the high spatio-temporal variability of this crop.

A decision support system for the automatic harvest detection was described. The system deals with information from time series of SPOT-5 images by integrating crop model outputs and expert knowledge. The two latter sources of information are used to compensate for the gaps in the NDVI temporal profiles extracted from the time series and to automate the analysis of these profiles.

The formalism we used to combine heterogeneous information sources enabled the system to handle imprecise data and approximate expert reasoning. Thanks to fuzzy logic, gradualness of the data was made

Under revision

possible, as well as modeling linguistic terms, which helped build expert decision rules.

Unlike the wide range of bi-temporal change detection methods that have been proposed to analyze time series, the system proposed in this paper addresses the issue of temporal dependences among observations. These dependences are considered by the expert decision rules that take into account the NDVI dynamics of a sugarcane field on one hand, and the temporal constraints imposed by the crop model and by the expert knowledge, on the other hand.

The performance of the decision support system was evaluated on fields belonging to two sugarcane farms on Reunion Island. Results obtained were in substantial agreement with ground truth data: the overall accuracy reached 97.80% with stability values exceeding 92.52% and 89.21% for *"Harvested"* and *"Not Harvested"* decisions respectively. The use of fuzzy sets improved both the robustness and accuracy of the system.

The analysis of the sensitivity of the system to the number of images per year showed that very satisfactory results can be obtained with only five images. This finding shows that such a system is likely to fit the needs of the sugar industry for inexpensive and reliable information on the progress of the harvest throughout the milling season.

The next steps consist in analyzing the contribution of each information source to the performance of the system, and in developing an automatic method to generate interpretable decision rules using learning data.

The approach outlined in this paper is generic and very promising. Many models that simulate the growth of the main annual crops exist, e.g. (INRA STICS), and expert knowledge about these crops can easily be obtained either from farmers or from agricultural knowledge bases (Russell et al. 1999). The integration of crop model outputs and expert knowledge with time series of high spatial-resolution satellite images thus appears to be an excellent tool to monitor agricultural practices.

Under revision

Acknowledgements

The authors thank Hélène de Boissezon (CNES) and Dr. Thierry Rabaute (CS) for their help and support, as well as Dr. Danny Lo Seen (CIRAD) and Dr. Guérric Le Maire (CIRAD) for their comments on the manuscript. The authors thank also the CNES for funding the KALIDEOS data base and for generously providing the SPOT-5 images.

References

Baldi, G., Guerschman, J.P., & Paruelo, J.M. (2006). Characterizing fragmentation in temperate South America grasslands. *Agriculture, Ecosystems & Environment, 116*, 197-208

Beck, P.S.A., Atzberger, C., Hogda, K.A., Johansen, B., & Skidmore, A.K. (2006). Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: A new method using MODIS NDVI. *Remote Sensing of Environment, 100*, 321-334

Bégué, A., Degenne, P., Pellegrino, A., Todoroff, P., & Baillarin, F. (2004). Application of remote sensing technology to monitor sugar cane cutting and planting in Guadeloupe (French West Indies). In, *Geomatica* (p. 11). La Habana, Cuba

Boles, S.H., Xiao, X., Liu, J., Zhang, Q., Munkhtuya, S., Chen, S., & Ojima, D. (2004). Land cover characterization of Temperate East Asia using multi-temporal VEGETATION sensor data. *Remote Sensing of Environment, 90*, 477-489

Bouchon-Meunier, B., & Marsala, C. (2003). *Logique floue, principes, aide à la décision*: Lavoisier

Bruzzone, L., & Smits, P. (Eds.) (2002). *Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images : Multitemp 2001*: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.

CNES (2007). Images Spot: copyrigth CNES, Distribution Spot, http://kalideos.cnes.fr

DeBoissezon, H., & Sand, A. (2006). Reference Remote Sensing Data Bases: Temporal series of calibrated and ortho-rectified satellite images for scientific use. In, *Proceedings of Recent Advances in Quantitative Remote Sensing*. Valencia, Spain

Dubois, D., & Prade, H. (2000). *Fundamentals of fuzzy sets*: Kluwer Academic Publishers

El Hajj, M., Bégué, A., & Guillaume, S. (2007). Multi-source information fusion: Monitoring sugarcane harvest using multi-temporal images, crop growth modelling, and expert knowledge. In, *MultiTemp2007, Fourth International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images*. Provinciehuis Leuven, Belgium: IEEE 2007

El Hajj, M., Bégué, A., Lafrance, B., Hagolle, O., Dedieu, G., & Rumeau, M. (2008). Relative radiometric normalization and atmospheric correction of a SPOT 5 time series. *Sensors, 8*, 2774-2791

Gers, C., & Schmidt, E. (2001). Using SPOT4 satellite imagery to monitor area harvested by small scale sugarcane farmers at Umfolozi. In, *75th South African Sugar Technologists' Association (SASTA)*, 28-33

Gill, S.J., Milliken, J., Beardsley, D., & Warbington, R. (2000). Using a Mensuration Approach with FIA Vegetation Plot Data to Assess the Accuracy of Tree Size and Crown Closure Classes in a Vegetation Map of Northeastern California. *Remote Sensing of Environment, 73*, 298-306

Under review

Gopal, S., Woodcock, C.E., & Strahler, A.H. (1999). Fuzzy Neural Network Classification of Global Land Cover from a 1[degree sign] AVHRR Data Set. *Remote Sensing of Environment, 67*, 230-243

Guerif, M., & Duke, C.L. (2000). Adjustment procedures of a crop model to the site specific characteristics of soil and crop using remote sensing data assimilation. *Agriculture, Ecosystems & Environment, 81*, 57-69

Guillaume, S. (2001). Designing Fuzzy Inference Systems from Data: An Interpretability-Oriented Review. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 9*, 426-443

INRA (STICS). Simulateur mulTIdisciplinaire pour les Cultures Standard http://www.avignon.inra.fr/stics/

Laba, M., Downs, R., Smith, S., Welsh, S., Neider, C., White, S., Richmond, M., Philpot, W., & Baveye, P. (2008). Mapping invasive wetland plants in the Hudson River National Estuarine Research Reserve using quickbird satellite imagery. *Remote Sensing of Environment, 112*, 286-300

Launay, M., & Guerif, M. (2005). Assimilating remote sensing data into a crop model to improve predictive performance for spatial applications. *Agriculture, Ecosystems & Environment, 111*, 321-339

Le Hégarat-Mascle, S., & Seltz, R. (2004). Automatic change detection by evidential fusion of change indices. *Remote Sensing of Environment, 91*, 390-404

Le Hegarat-Mascle, S., Seltz, R., Hubert-Moy, L., Corgne, S., & Stach, N. (2006). Performance of change detection using remotely sensed data and evidential fusion: Comparison of three cases of application. *International Journal of Remote Sensing, 27*, 3515-3532

Lebourgeois, V., Begue, A., Degenne, P., & Bappel, E. (2007). Improving sugarcane harvest and planting monitoring for smallholders with geospatial technology: The Reunion Island experience. *International Sugar Journal, 109*, 109-117

Li, Y., Vodacek, A., & Zhu, Y. (2007). An automatic statistical segmentation algorithm for extraction of fire and smoke regions. *Remote Sensing of Environment, 108*, 171-178

Lobell, D.B., 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 & Environment, 94*, 205-220

Lucas, R., Rowlands, A., Brown, A., Keyworth, S., & Bunting, P. (2007). Rule-based classification of multi-temporal satellite imagery for habitat and agricultural land cover mapping. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 62*, 165-185

Maignan, F., Breon, F.M., Bacour, C., Demarty, J., & Poirson, A. (2008). Interannual vegetation phenology estimates from global AVHRR measurements: Comparison with in situ data and applications. *Remote Sensing of Environment, 112*, 496-505

Mamdani, E.H., & Assilian, S. (1975). Experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies, 7*, 1-13

Martiné, J.F., & Todoroff, P. (2002). Le modèle de croissance Mosicas et sa plateforme de simulation Simulex: état des lieux et perspectives. *Revue Agricole et Sucrière de l'Ile Maurice, 81*, 133-147

Martinez-Casasnovas, J.A., Martin-Montero, A., & Casterad, M.A. (2005). Mapping multi-year cropping patterns in small irrigation districts from time-series analysis of Landsat TM images. *European Journal of Agronomy, 23*, 159-169

McCloy, K.R., & Lucht, W. (2004). Comparative evaluation of seasonal patterns in long time series of satellite image data and simulations of a global vegetation model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 42*, 140-153

Under review

Metternicht, G. (2001). Assessing temporal and spatial changes of salinity using fuzzy logic, remote sensing and GIS. Foundations of an expert system. *Ecological Modelling, 144*, 163-179

Moulin, S., Bondeau, A., & Delécolle, R. (1998). Combining agricultural crop models and satellite observations: From field to regional scales. *International Journal of Remote Sensing, 19*, 1021-1036

Murthy, C.S., Raju, P.V., & Badrinath, K.V.S. (2003). Classification of wheat crop with multi-temporal images: Performance of maximum likelihood and artificial neural networks. *International Journal of Remote Sensing, 24*, 4871-4890

Panigrahy, S., & Sharma, S.A. (1997). Mapping of crop rotation using multidate Indian Remote Sensing Satellite digital data. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 52*, 85-91

Pax-Lenney, M., & Woodcock, C.E. (1997). Monitoring agricultural lands in Egypt with multitemporal landsat TM imagery: How many images are needed? *Remote Sensing of Environment, 59*, 522-529

Russell, G., Muetzelfeldt, R.I., Taylor, K., & Terres, J.M. (1999). Development of a crop knowledge base for Europe. *European Journal of Agronomy, 11*, 187-206

Smits, P., & Bruzzone, L. (Eds.) (2004). *Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images : MultiTemp 2003*: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.

Tapia, R., Stein, A., & Bijker, W. (2005). Optimization of sampling schemes for vegetation mapping using fuzzy classification. *Remote Sensing of Environment, 99*, 425-433

Turner, M.D., & Congalton, R.G. (1998). Classification of multi-temporal SPOT-XS satellite data for mapping rice fields on a West African floodplain. *International Journal of Remote Sensing, 19*, 21-41

Vagen, T.-G. (2006). Remote sensing of complex land use change trajectories--a case study from the highlands of Madagascar. *Agriculture, Ecosystems & Environment, 115*, 219-228

Woodcock, C.E., & Gopal, S. (2000). Fuzzy set theory and thematic maps: Accuracy assessment and area estimation. *International Journal of Geographical Information Science, 14*, 153-172

Woodcock, C.E., Macomber, S.A., Pax-Lenney, M., & Cohen, W.B. (2001). Monitoring large areas for forest change using Landsat: Generalization across space, time and Landsat sensors. *Remote Sensing of Environment, 78*, 194-203

Yan, H., Cao, M., Liu, J., & Tao, B. (2007). Potential and sustainability for carbon sequestration with improved soil management in agricultural soils of China. *Agriculture, Ecosystems & Environment, 121*, 325-335

Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control, 8*, 338–353

Zadeh, L.A. (1978). Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems, 1*, 3-28

Uncorrected version

Figures

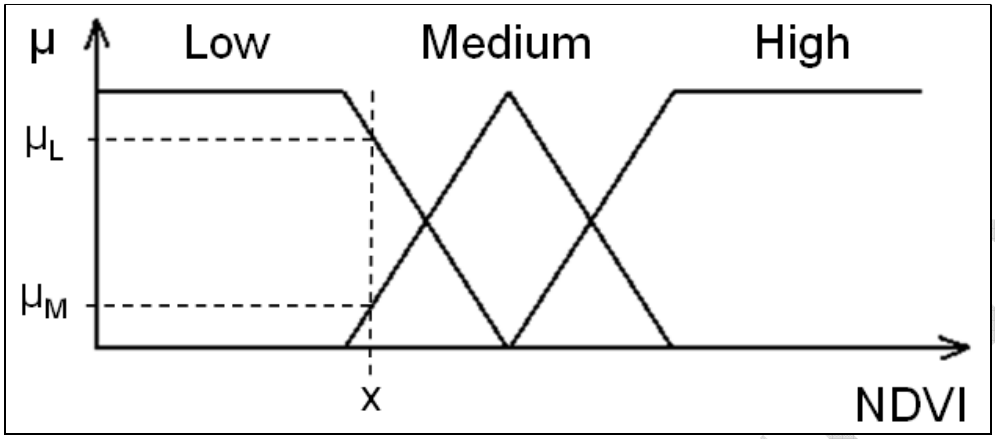


Figure 1: A standardized fuzzy partition of NDVI.

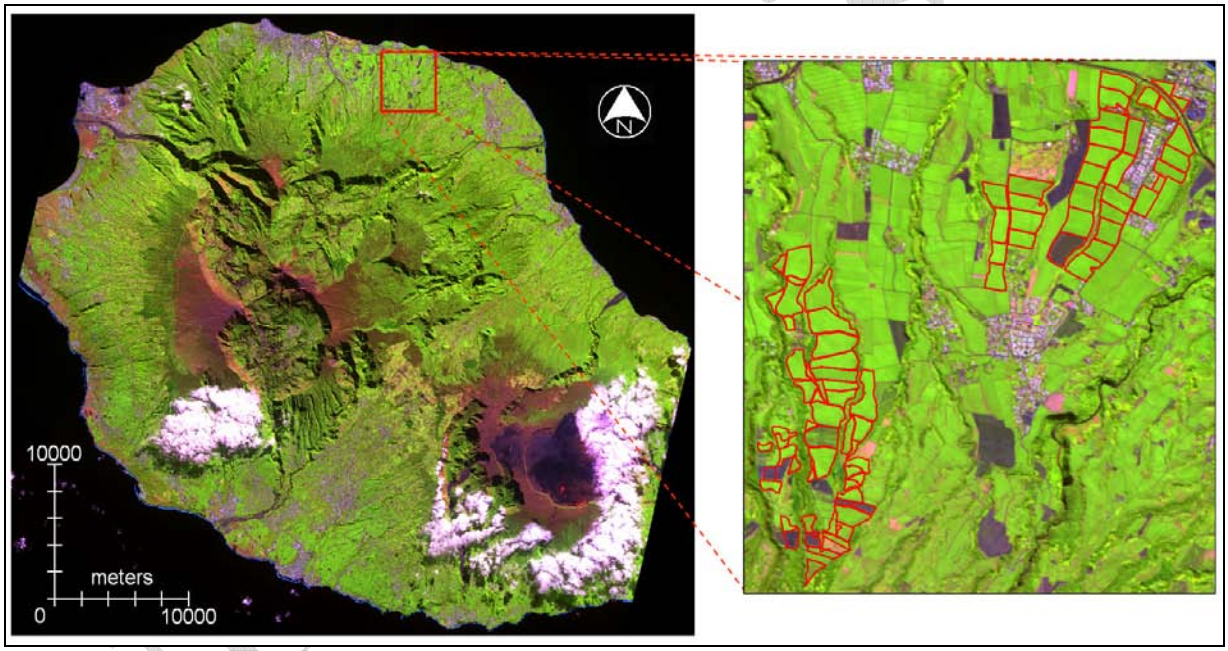


Figure 2: On the left, a false color composite (Red: band-4; Green: band-3; Blue: band-1) of a SPOT5 image acquired over Reunion Island on May 13th, 2004 (© CNES, Distribution Spot Image). On the right, a closer view of the study site with the sugarcane fields in the study outlined in red.

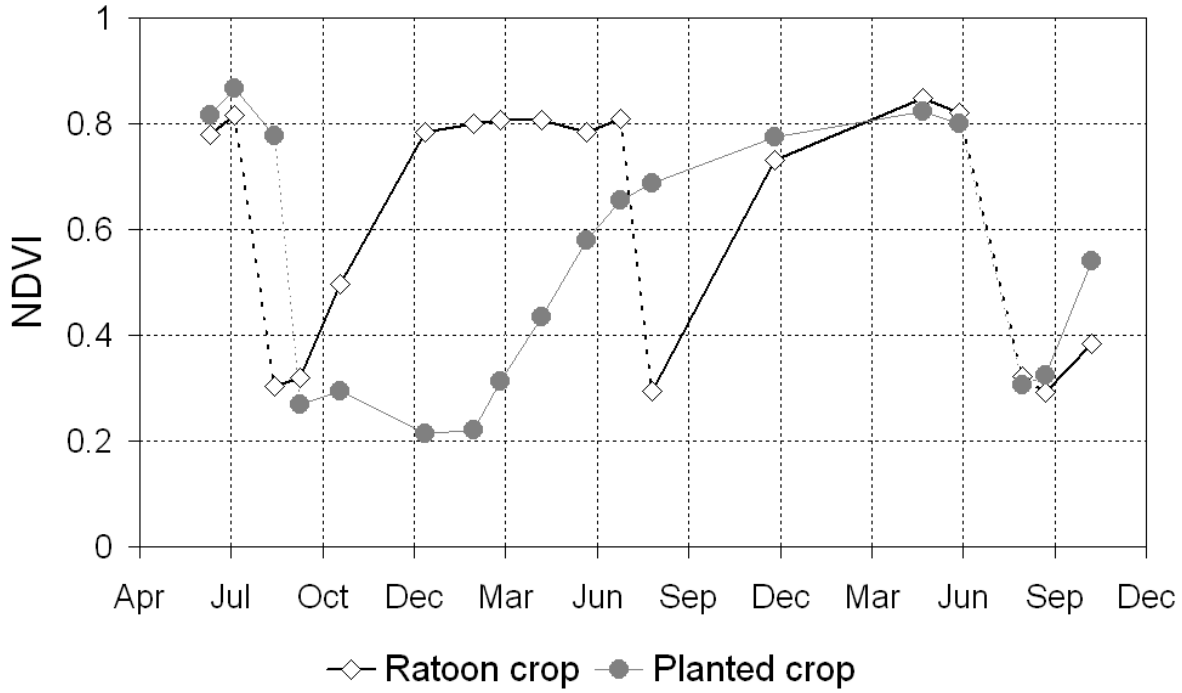


Figure 3: Example of the temporal profile of two types of sugarcane NDVI: ratoon crop and planted crop.

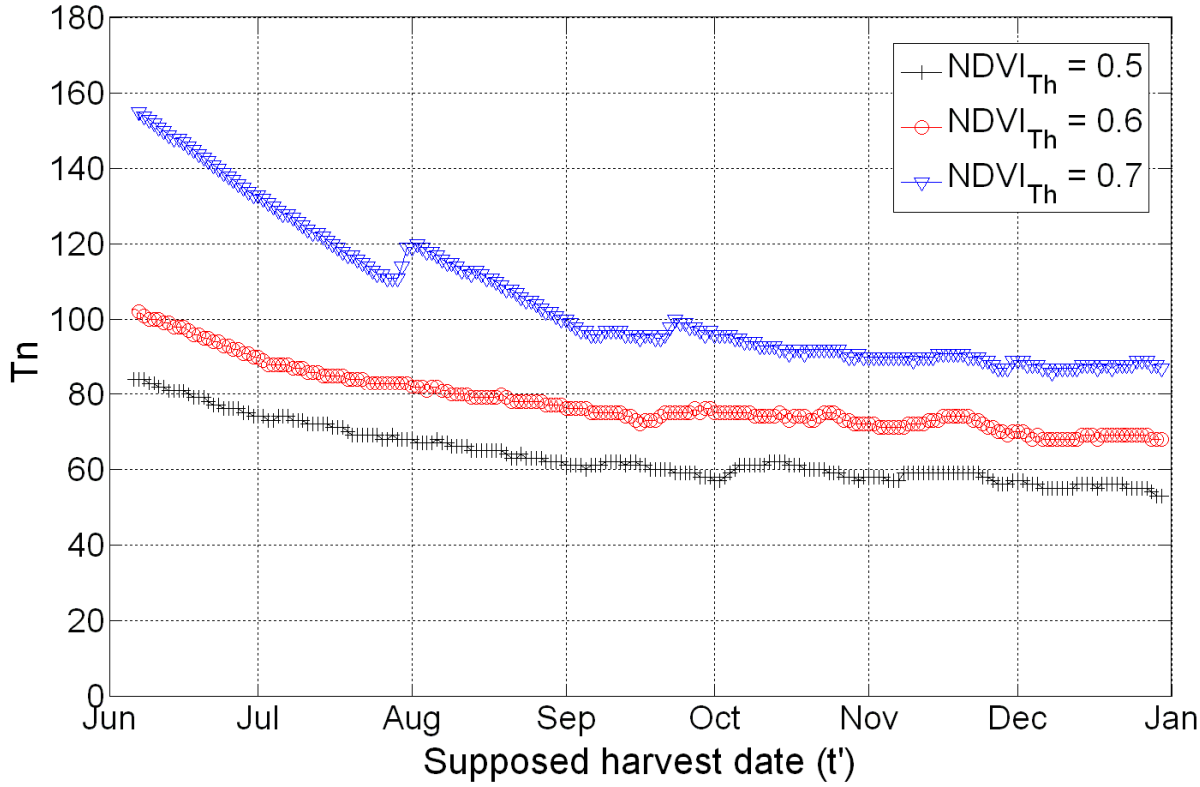


Figure 4 : Example of relationships between the supposed harvest (simulation starting date), which is the acquisition date t', and the nominal time Tn required to reach a given NDVI threshold $NDVI_{Th}$.

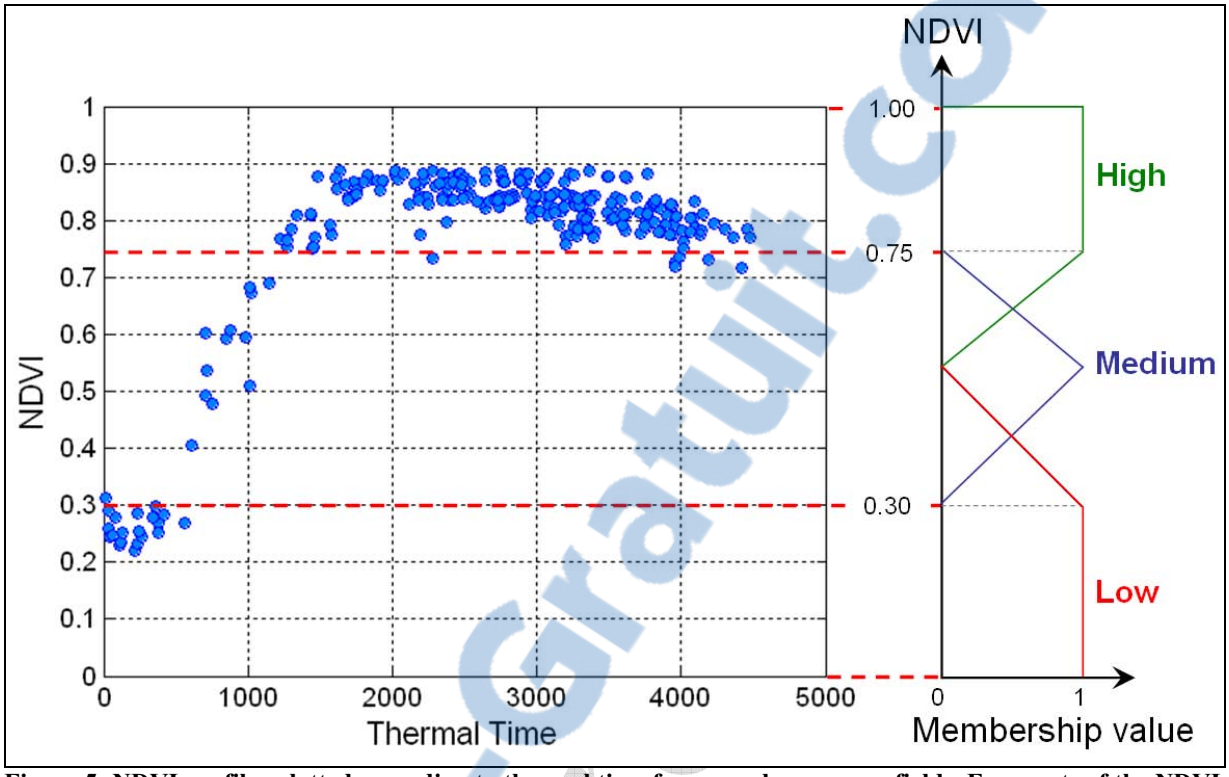


Figure 5: NDVI profiles plotted according to thermal time for several sugarcane fields. Fuzzy sets of the NDVI defined for inputs In6 and In7 of the system are plotted on the right side.

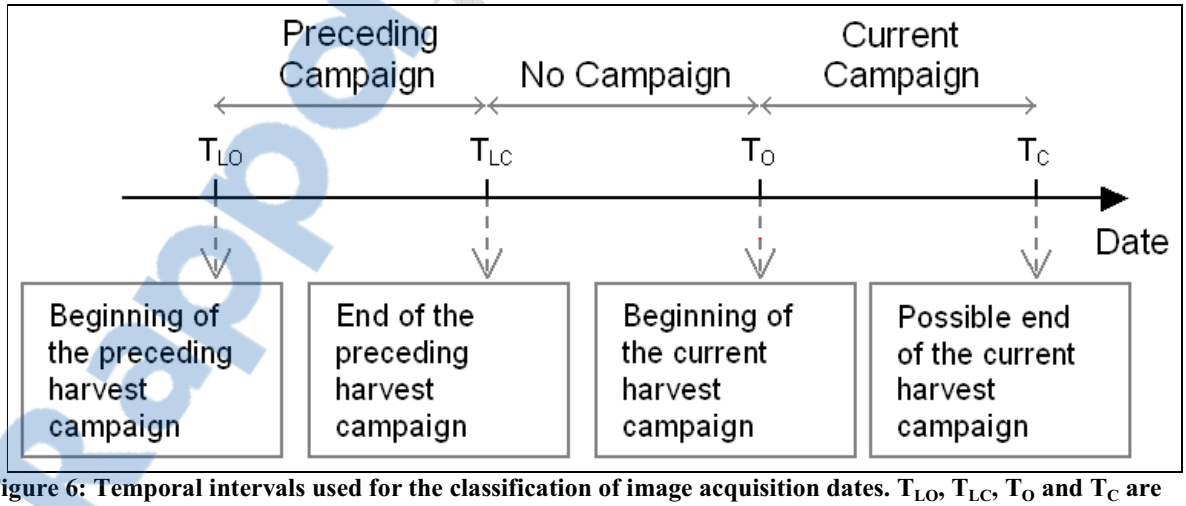


Figure 6: Temporal intervals used for the classification of image acquisition dates. T_{LO}, T_{LC}, T_O and T_C are opening and closure dates of the preceding and the current campaign respectively.

Rapport-Gratuit.com

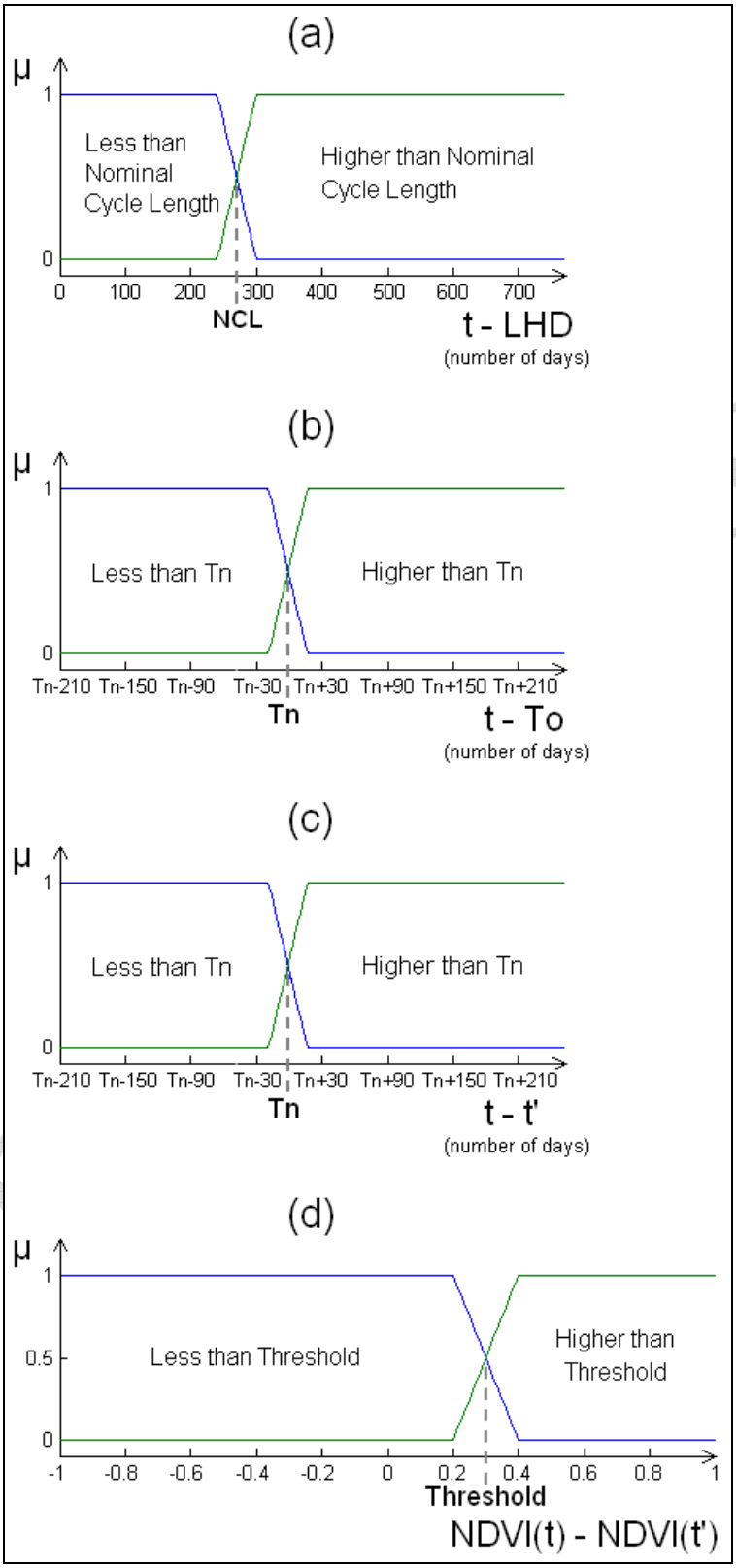


Figure 7: Fuzzy sets of inputs In3 (a), In4 (b), In5 (c) and In9 (d). LHD = Last harvest date, NCL = Nominal cycle length, Tn = Nominal time, To = opening mill date, and Threshold = $\Delta NDVI_{Threhold}$.

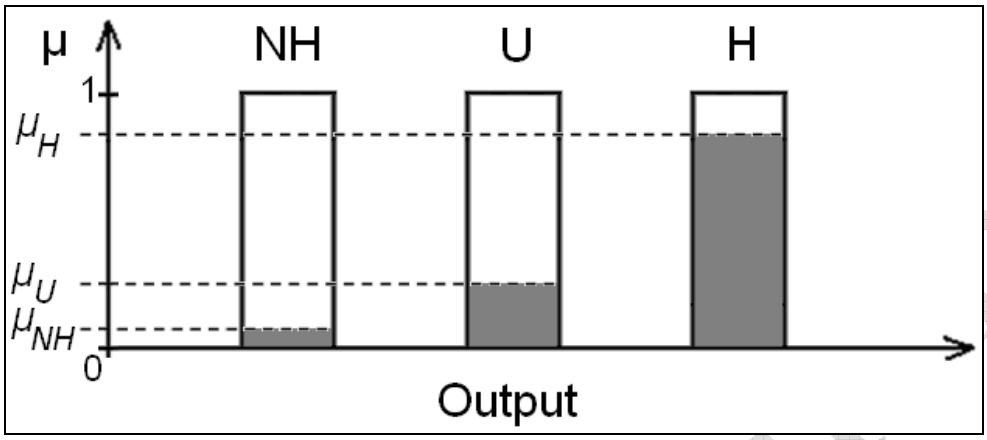


Figure 8: Output of the support decision system. NH = "Not harvested", U = "Unknown", and H = "Harvested".

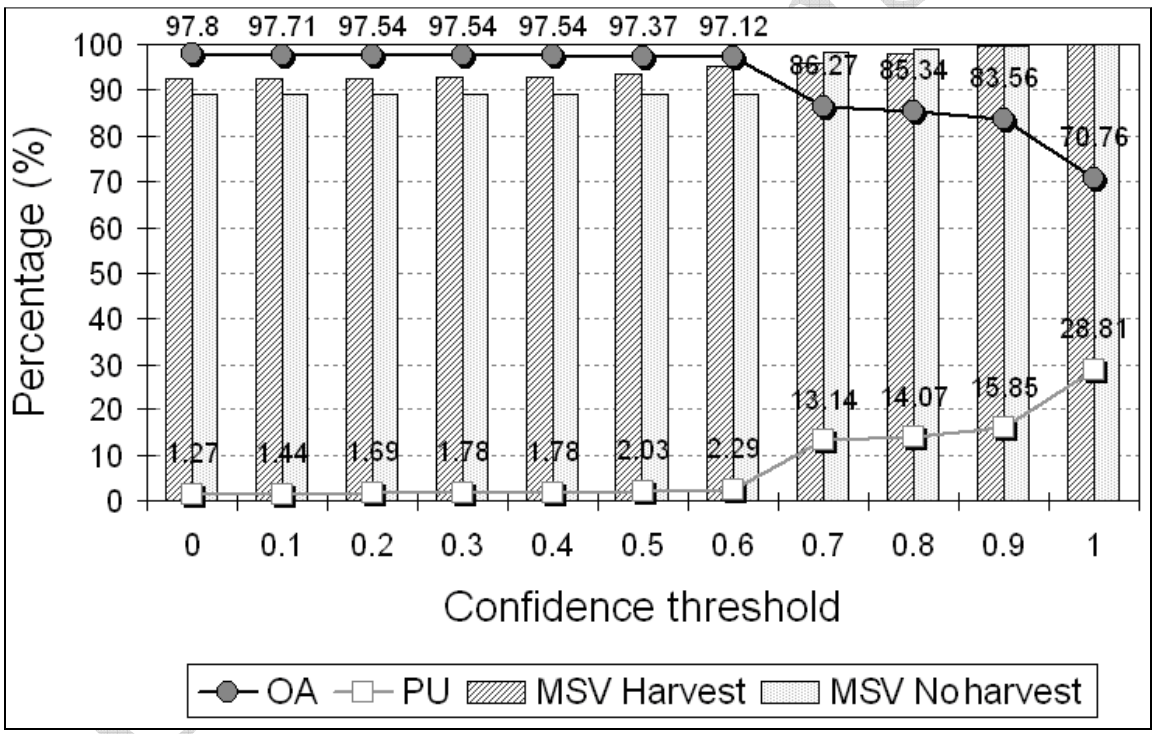


Figure 9: System performance at different degrees of guaranteed certainty (μ_{gar}); OA = Overall accuracy, PU = Percentage of "Unknown", MSV Harvest = Mean stability value of decision "Harvested" and MSV No harvest = Mean stability value of decision "Not Harvested".

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

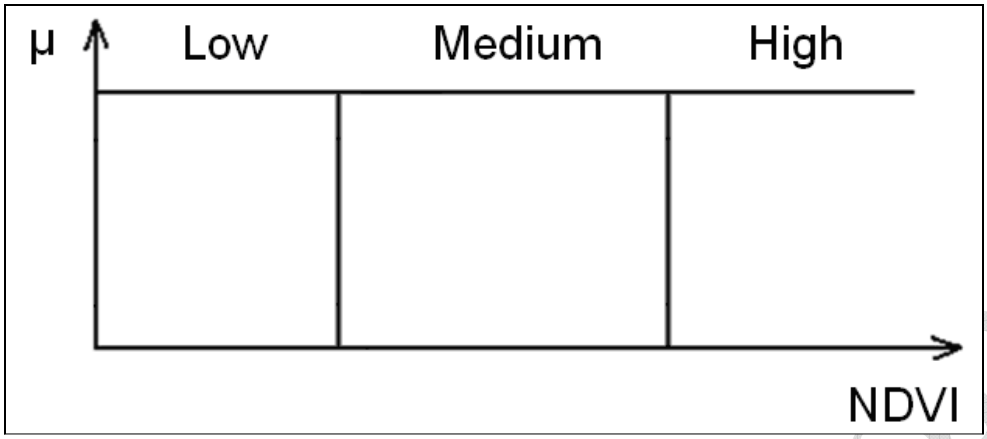


Figure 10: A crisp partitioning of the NDVI universe.

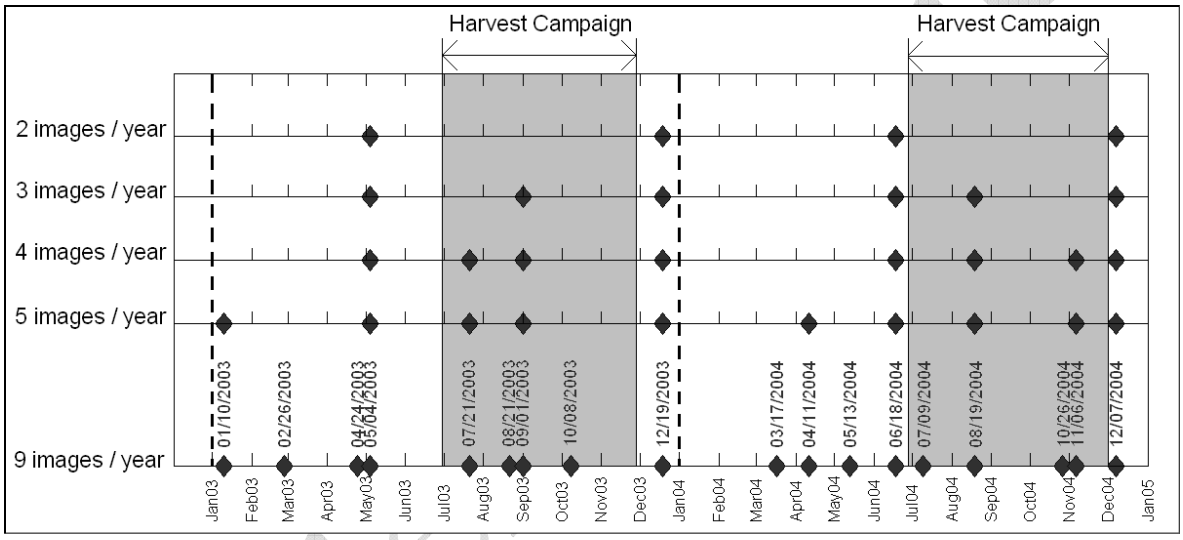


Figure 11: Acquisition dates selected at different stages of the assessment of system stability with respect to the number of images per year.

Under review

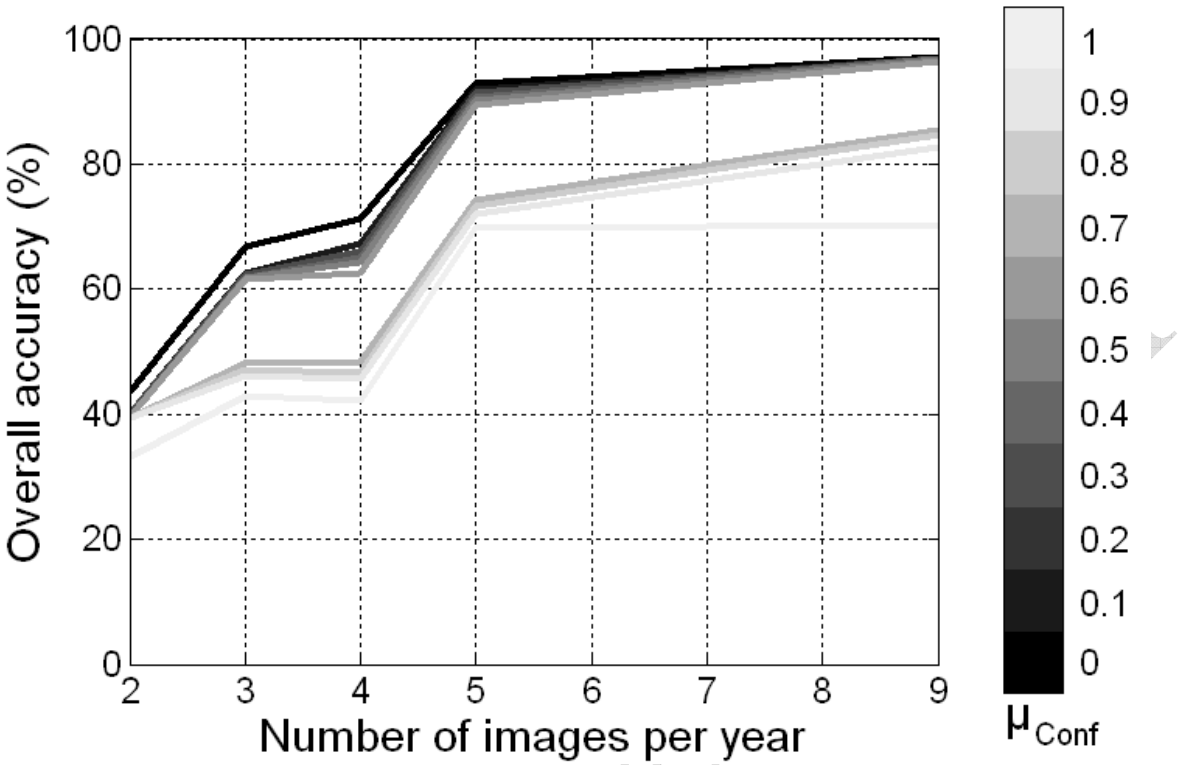


Figure 12: Overall accuracy (OA) obtained at different μ_{conf} values using different numbers of images per year.

Under re

Tables

Table 1: Characteristics of the SPOT5 time series

Dates	SPOT5 Instrument	Incidence angle (in degree) (Right = -)	Solar elevation (in degree)	Phase angle (in degree)
01/10/2003	HRG 2	-04.65	64.10	21.28
02/26/2003	HRG 1	-11.94	58.54	22.07
04/24/2003	HRG 1	-04.39	48.02	40.23
05/04/2003	HRG 1	10.90	46.80	47.99
07/21/2003	HRG 1	10.58	41.20	53.13
08/21/2003	HRG 1	18.17	48.90	51.00
09/01/2003	HRG 1	-04.42	50.63	37.31
10/08/2003	HRG 1	-25.95	60.40	19.75
12/19/2003	HRG 1	-02.90	67.20	19.90
03/17/2004	HRG 2	-19.10	54.2	25.24
04/11/2004	HRG 1	+17.95	52.45	48.41
05/13/2004	HRG 1	-11.80	42.90	43.86
06/18/2004	HRG 2	+03.25	39.10	51.95
07/09/2004	HRG 1	-04.73	38.83	49.70
08/19/2004	HRG 1	+17.96	48.50	51.24
10/26/2004	HRG 2	+03.30	67.90	24.94
11/06/2004	HRG 1	-19.16	66.63	09.07
12/07/2004	HRG 1	-12.28	66.65	11.19

Under revision

Table 2: Characteristics of each input of the decision support system. t = current acquisition date, t' = previous acquisition date, t" = all the acquisition dates preceding t' and belonging to the same temporal class, LHD = Last harvest date of the field, NCL = nominal cycle length, TO = beginning date of the current harvest campaign, TC = end date of the current harvest campaign, TLO = beginning date of the preceding harvest campaign, TLC = end date of the preceding harvest campaign, TS = Time series of satellite images, CM = Crop growth model, EK = Expert knowledge.

System Input	Definition	Source(s)	Labels	Ambiguity range (for fuzzy inputs)	Explanation
In1	*t* vs. $[T_{LC};T_O]\cup[T_O;T_C]$	TS EK	"No Campaign" ; "Current Campaign"	-	Temporal label assigned to *t* according to two intervals defined by T_{LC}, T_O and T_C.
In2	*t'* vs. $[T_{LO};T_{LC}]\cup[T_{LC};T_O]\cup[T_O;T_C]$	TS EK	"No Campaign" ; "Current Campaign" ; "Preceding Campaign"	-	Temporal label assigned to *t'* according to three intervals defined by T_{LO}, T_{LC}, T_O and T_C.
In3	*(t – LHD)* vs. *NCL*	TS EK	"Less than Cycle Length" ; "Higher that Cycle Length"	+/- 1 month	Comparison of the difference between *t* and *LHD* to *NCL* (set to 9 month).
In4	*(t-t')* vs. *Tn*	TS CM	"Higher than Tn" ; "Less than Tn"	+/- 1 month	Comparison of the difference between *t* and *t'* to the model indicator *Tn* calculated for "Supposed" harvest date = *t'*. When (*t-t'*) is "Higher than Tn" then field harvest is possible. This parameter is useful when *t* and *t'* belong to *Current Campaign*.
In5	*(t-T_O)* vs. *Tn*	TS CM	"Higher than Tn" ; "Less than Tn"	+/- 1 month	Comparison of the difference between *t* and T_O with the model indicator *Tn*. When (*t-T_O*) is "Higher than Tn" then field harvest is possible. This parameter is useful when *t* ∈ *Current Campaign* and t' belong to *No Campaign*.
In6	$NDVI_t$	TS EK	"Low" ; "Medium" ; "High"	+/- 0.1	Fuzzy set label assigned to the NDVI field value at *t*: "Low" if NDVI value is less than 0.3, "Medium" if it is between 0.3 and 0.75, and "High" if it exceeds 0.75.
In7	$NDVI_{t'}$	TS EK	"Low" ; "Medium" ; "High"	+/- 0.1	Fuzzy set label assigned to the NDVI field value at *t'*: "Low" if NDVI value is less than 0.3, "Medium" if it is between 0.3 and 0.75, and "High" if it exceeds 0.75.
In8	*Card(t") | $NDVI_{t"}$* is "*High*"	TS EK	"No t"" ; "For at least one t"" ; "For the majority of t"" ; "For all t""	-	A label representing the number of *t"* at which NDVI field value is *"High"*.
In9	$(NDVI_t - NDVI_{t'})$ vs. $\Delta NDVI_{Threshold}$	TS	"Less than Threshold" ; "Higher than Threshold"	+/- 0.1	Comparison of the difference between NDVI values at *t* and *t"* with a threshold $\Delta NDVI_{Threshold}$ set to 0.3. An important decrease in NDVI can be a good indicator for harvest detection when *t* and *t'* are too close, e.g. (*t – t'*) < 2 months.
In10	$Card(t") \mid \frac{NDVI_{t'} - NDVI_{t"}}{t'-t"} > 0$	TS	"No t"" ; "For at least one t"" ; "For the majority of t"" ; "For all t""	-	A label representing the number of *t"* at which the sign of the NDVI gradient (calculated with the consecutive date) is positive.
In11	$Card(t") \mid \frac{NDVI_{t'} - NDVI_{t"}}{t'-t"} < 0$	TS	"No t"" ; "For at least one t"" ; "For the majority of t"" ; "For all t""	-	A label representing the number of *t"* at which the sign of the gradient (calculated with the consecutive date) is negative

Under review

Table 3: The confusion matrix of the sugarcane harvest detection (given in number of fields times the number of dates)

		Expert system decision					
		Harvested ($\mu_H > 0$)	*Not Harvested* ($\mu_{NH} > 0$)	*Unknown*	Row total	Producer's accuracy (%)	Errors of Omission (%)
Ground truth	Harvest	136	1	1	138	98.55	1.45
	No harvest	10	1018	14	1042	97.70	2.30
	Column total	146	1019	15		Overall Accuracy	Percentage of Unknown
	User's accuracy (%)	93.15	99.90			**97.80 %**	**1.27 %**
	Errors of Commission (%)	6.85	0.10				

Under revision

Multi-source Information Fusion: Monitoring Sugarcane Harvest Using Multi-temporal Images, Crop Growth Modelling, and Expert Knowledge

Mahmoud El Hajj*, Agnès Bégué*, Serge Guillaume†
*UMR TETIS CIRAD-Cemagref-ENGREF, Remote Sensing Centre in Languedoc Roussillon, 500 rue JF Breton, 34093 Montpellier Cedex 5, France, Email: (mahmoud.elhajj, agnes.begue)@teledetection.fr
†UMR ITAP Cemagref, 361 rue JF Breton, 34196 Montpellier Cedex 5, France, Email: serge.guillaume@montpellier.cemagref.fr

Abstract — This paper deals with the automatic detection of sugarcane harvesting using multi-source information fusion. Information extracted from multi-temporal imagery is fused with indicators from crop growth modelling, and are combined with expert knowledge. The introduced decision support system uses the fuzzy sets theory to cope with uncertainty and imprecision. Fuzzy inference is based on Mamdani's method. The output belongs to three possible classes, and it is accompanied by membership values. The system was evaluated on an irregular time series of Spot5 images acquired on Reunion Island with significant acquisition gaps. Daily climatic data were used to run the growth model. Results obtained were satisfactory; an overall accuracy of 93% is obtained.

I. Introduction

Multi-temporal high spatial resolution remotely sensed imagery is an important source of information for several agricultural applications [1-4]. It offers great potential for detecting changes in large zones at once and at a fine scale. Therefore, it can be used to provide socioeconomic and political actors useful information to plan and improve resource allocation in cropped areas [5, 6].

Many investigators reported the capacity of multi-temporal imagery in monitoring sugarcane harvesting through multi-spectral classification [5, 7-9]. The major drawbacks of this method are:

- the subjective and time-consuming photo-interpretation phase necessary to reduce the number of classes resulting from the classification;
- the radiometric confusion between different status that have the same spectral responses. For instance, when the delay between two cloud-free images is too large, it is difficult to differentiate between a standing crop and the regrowth of a field harvested at the beginning of season.

Thus, we must seek an automatic and a more robust method that satisfies the need expressed by the sugar industry which is to have credible information on the harvest progress throughout the milling season.

The quantity of information extracted from the multi-temporal images is, by itself, generally restricted, in particular by the acquisition gaps, the atmospheric conditions and imperfections in radiometric normalization. Therefore, this information must be supplemented with indicators coming from other sources in order to arrive to more credible decisions. The modelling of crop growth dynamics and expert knowledge can meet this need.

Several studies combined multi-source information, using various methods, to make better decisions. Ref. [10] used the Dempster-Shafer method to fuse multi-temporal images for land use recognition. Ref. [11] used the same theory to combine numerical data with symbolic systems (expert knowledge), and Ref. [12] used it to develop a new unsupervised classification method. The theory of fuzzy subsets and the theory of possibilities, usually used in the field of medical imagery, has been extended to land use classification [13, 14]. Ref. [13] used fuzzy fusion to integrate numerical data and symbolic systems. Starting from the probability distribution of a class, given by its samples, he calculates the equivalent distribution of possibilities. The data symbolic systems relate to the geographical context and they are provided by the expert in the form of rules. They are also translated in the form of distributions of possibilities and are combined with the numerical data using a conjunctive mode. The method was adapted and applied recently to the cartography of the reefscapes, a field characterized by its heterogeneousness [15].

Until now, outputs of biophysical or agronomical models have not often been used as an information source that goes with remote sensing data. However these outputs can provide important complementary information.

In this study, we present a novel decision support system that deals with information coming from multi-temporal imagery, crop growth modelling, and expert knowledge in order to automatically detect sugarcane harvesting in Reunion Island.

This system is based on the theory of possibilities which is an appropriate tool for combining uncertain and imprecise information, and to associate a confidence factor to each decision.

II. Background

Sugarcane is a semi-perennial tall grass belonging to the "Graminae" family and is a crop that propagates vegetatively. The seed materials used are the stem cuttings. After the harvest of the plant crop (aged between approximately 18 and 24 months), buds on the left-over underground stubbles germinate again and give rise to another crop. This crop is called ratoon crop, and is harvested about every 12-months

for up to four years or more, before the crop is renewed due to decreasing yield.

Harvesting is done when the crop has fully matured and ripened. Early varieties and ratoon crops are the first to be harvested, either by hand or mechanically. The harvest season generally lasts several months, depending on the tonnage of cane to be processed, the capacity of the mills and the climate.

III. Data sets description

A. Study site

The study site is Reunion Island (ca. 2512 km^2) situated in the Indian Ocean, at the north-east of Madagascar (Fig.1). Sugarcane is cultivated along the coast on 26,500 ha (Source: DDAF 2004). Most of the growers are smallholders, and the average size of sugarcane fields is about 0.8 ha.

In the wet north-eastern part of the island, sugarcane is rainfed, while in the drier south-western part it is irrigated.

B. Satellite data

A time series of thirteen images acquired by Spot 5 between July 6, 2002 and October 26, 2004 were used. Both Spot 5 instruments HRG1 and HRG2 acquire radiation in four spectral bands with high spatial resolution: 10x10m in Green, Red and NIR (Near Infra-Red) bands, and 20x20m in SWIR (Short Wave Infra-Red) band.

The images belong to the KALIDEOS-ISLE REUNION database built by the CNES [16]. They are ortho-rectified and radiometrically corrected at top of canopy level (with atmospheric correction). Table I shows the characteristics of the time series. As can be seen, nine of the images are acquired during the harvest campaign (June–December), and the four others fall into the growing period (January–May).

Cloud masks were also available for each image.

C. In-situ data

Daily climatic data recorded between the first and the final dates of the time series were available (Source: Meteorological Data Base of CIRAD in Reunion). Among these data we used Rainfall (mm), Potential Evapo-Transpiration (mm), Global radiation (J/m^2), and minimum, maximum and mean temperature values (°C).

Fig. 1. The location of Reunion Island in the Indian Ocean.

Table I
Characteristics of the Spot5 Time series (Source: kalideos-ISLE REUNION/CNES).

Dates	Spot 5 Instrument	Incidence angle (in °) (Right = -)	Solar elevation (in °)	Phase angle (in °)
07/06/2002	HRG 2	-25.08	40.4	27.1
09/22/2002	HRG 2	-25.02	67.7	47.3
10/18/2002	HRG 2	+24.90	65.3	48.9
01/10/2003	HRG 2	-04.65	64.1	21.3
05/04/2003	HRG 1	+10.90	46.8	48.0
07/21/2003	HRG 1	+10.58	41.2	53.1
08/21/2003	HRG 1	+18.17	48.9	51.0
12/19/2003	HRG 1	-02.90	67.2	19.9
03/17/2004	HRG 2	-19.10	54.2	25.2
05/13/2004	HRG 1	-11.80	42.9	43.9
06/18/2004	HRG 2	+03.25	39.1	52.0
08/19/2004	HRG 1	+17.96	48.5	51.2
10/26/2004	HRG 2	+03.30	67.9	24.9

On the other hand, the Leaf Area Index (LAI) was estimated on twenty ratoon fields using allometric functions (for young cane canopies) and Licor LAI-2000 (for mature cane). The test fields were selected in irrigated and rainfed areas. The measurements were repeated two or three times during the crop season simultaneously with spatial acquisitions [17].

IV. Method

In this section, we present the system that we developed to automatically detect the sugarcane harvesting using multi-source information.

First, we describe each source of information, and then we introduce the decision support system that combines the information in order to make decisions.

A. Information Source

1) Multi-temporal imagery: Using the sugarcane field boundaries, we extract from the multi-temporal images the temporal profile of the NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) at the field scale. The extraction is made after the application of a 20m buffer created in order to eliminate mixed border pixels. In general, the NDVI profile can be divided into two periods: a period with increase in NDVI values, corresponding to the vegetative development of the sugarcane, and another one with steady or decreasing values, corresponding to the maturation phase of the plant. When the field is harvested the NDVI value drops down remarkably. Therefore, a two-date difference of NDVI values can be a good indicator for harvest detection. This indicator is useful when the temporal distance between cloud-free acquisitions at field scale is low (less than two months). Fig.2 shows an example of the temporal profile of the NDVI for ratoon and planted crops.

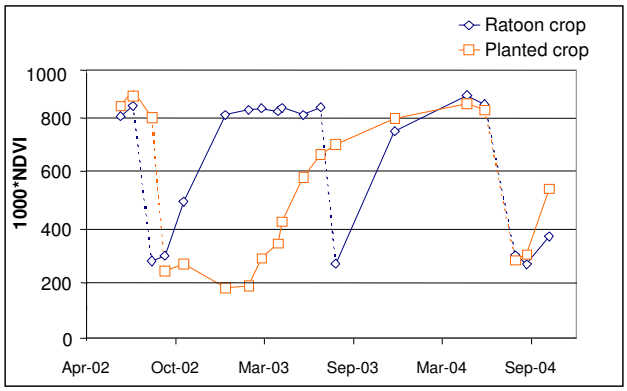


Fig. 2. Example of the temporal profile of the NDVI at sugarcane field scale.

2) Modelling: Crop growth modelling is the second source of information. We used the sugarcane ecophysiological growth model MOSICAS [18] to simulate LAI profiles at field scale. This model estimates sugarcane growth on a daily time scale. It deals with biophysical data on the environment of the sugarcane plot (soil characteristics and climatic data) and the crop management sequence. MOSICAS was calibrated and validated in Reunion for ratoons of the R570 sugarcane variety, with a 12-month cropping cycle.

Since we seek to build a field harvest indicator based on the NDVI, daily estimations of LAI made by MOSICAS were transformed to NDVI by the mean of a regression (Eq. (1)) that we established using LAI ground measurements and spatial data.

$$NDVI = 1/9.713 * Ln(LAI/0.003) \quad (1)$$

From simulated NDVI profile, we obtained a helpful indicator *(Tn)* for the harvest detection which is the number of days required to reach a given threshold of NDVI starting with a given harvest date. This indicator, mainly based on climatic data, is used to fill the gap in radiometric information, so that it can inform us on the possibility of having sugarcane cut between two dates. For instance, when the delay between two cloud-free images of a field is significant (e.g., more than 2 months) harvesting can not be detected using the NDVI temporal profile, whereas the indicator stemming from the model can provide us with this possibility. Fig.3 illustrates an example of relations between the simulation starting date (harvest date) and the number of days required to reach a NDVI threshold of 0.5, 0.6 and 0.7 respectively. These plots were obtained using 2002 climatic data recoded in La Mare station located in the north-eastern part of the Island. We noticed that for high values of NDVI threshold (0.7 in our example) the model is very sensitive to meteorological variables such as rainfall amount.

3) Expert knowledge: Knowledge about the phenological and physiological stages of sugarcane, about the temporal behaviour of its NDVI, and about the harvest campaign evolution must be integrated in the decision support system in order to automate the harvesting detection process.

In fact, expert knowledge constitutes the basis of the rules used in the decision support system that we developed.

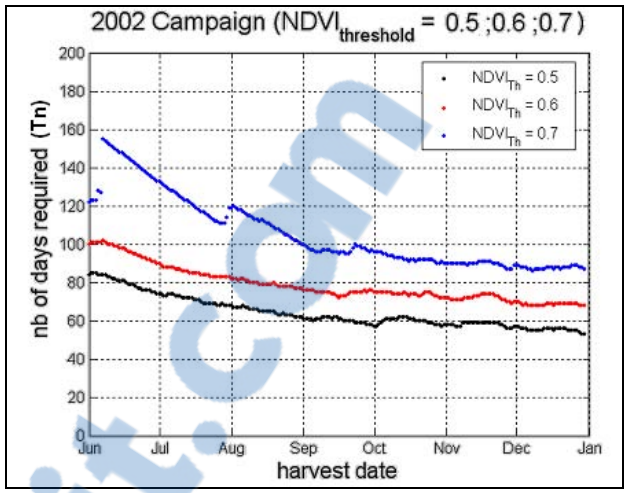


Fig. 3. Example of the plots of the number of days required to reach a NDVI threshold (Tn) as a function of the harvest date (the starting date of the simulation of NDVI). These plots were calculated using climatic data recorded during 2002 harvest campaign.

B. Decision support system

Our decision support system attempts to give a decision on the presence of a sugarcane harvest between two acquisition dates *t* and *t'* at the field scale.

In this subsection we describe the input/output variables of the system, its rule base, and the fuzzy operator that we used to aggregate information.

1) System Input/Output: Twelve parameters constitute the inputs of the system. Seven of them are fuzzy and five are non-fuzzy. These inputs are calculated using information coming from the three different sources: multi-temporal imagery, crop growth modelling, and expert knowledge.

First, the system makes a temporal classification of acquisition dates *t*, *t'* and *t"* (*t"* = all the dates preceding *t'*). Three intervals are defined using the beginning dates and ending dates of the current and the last harvest campaigns (Fig.4). The date *t* is classified among the intervals "No Campaign" or "Current Campaign". The dates *t'* and *t"* are classified among the intervals "No Campaign", "Current Campaign", or "Last Campaign". For simplification reasons, the selection of *t"* was restricted to acquisition dates preceding *t'* and belonging to the same temporal interval.

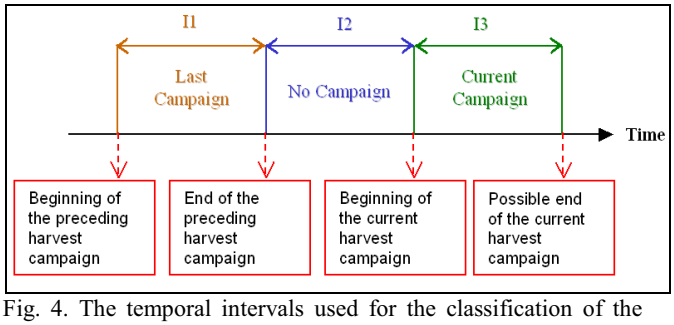


Fig. 4. The temporal intervals used for the classification of the acquisition dates.

Reproduction Gratuite.com

* The temporal classes of acquisition dates constitute the first two inputs of the inference system:
  - "In1" is the class of acquisition date *t*.
  - "In2" is the class of acquisition date *t'* (and *t"* if it exists).

* In a fuzzy framework, three other inputs are calculated using acquisition dates, the last harvest date, the date of the beginning of the harvest campaign, the nominal cycle length, and the indicator *Tn* (Time needed) stemming from the growth modelling. Here is the role of each of these inputs:
  - "In3" checks if the temporal distance (in number of days) between *t* and the last harvest date is higher than or equal to the nominal cycle length (which is fixed in this study to 9 months ±1 month).
  - "In4" compares the temporal distance (*t-t'*) to *Tn* in order to examine the possibility of field harvest between *t* and *t'*. This input, calculated using the model indicator, includes an ambiguity range of ±1 month.
  - "In5" compares the difference between *t* and the date of the beginning of harvest campaign to *Tn*. This parameter is useful when *t* belongs to the "Current Campaign" period and *t'* belongs to "No Campaign". The ambiguity range is ±1 month.

The membership functions of these fuzzy inputs are represented in Fig.5.

* On the other hand, the system assigns to NDVI values membership degrees to three possible sets: "Low", "Medium", and "High". We conceived these sets according to the different status of sugarcane field. Fig.6 shows the fuzzy sets of the NDVI, and an example of NDVI profiles plotted according to the thermal time (calculated as the accumulation of daily mean temperature since January 1, 2003 minus a base temperature of 12°C). Using the NDVI profiles, the configuration of the sets were defined by photo-interpretation and expertise:
  - "Low" NDVI values (< 0.30) correspond generally to residues and bare soil after field harvesting.
  - In growth phase, the NDVI values are "Medium" (between 0.30 and 0.75). They are also 'Medium" in the senescence phase.
  - At the end of the growth stage and before senescence, the NDVI values are "High" (>0.75).

The NDVI classes constitute the inputs "In6", "In7" and "In8" of the inference system:
  - "In6" is the class of NDVI(*t*).
  - "In7" is the class of NDVI(*t'*).
  - "In8" is the class of NDVI(*t"*) (if it *t"* exists).

The membership functions of these three inputs correspond to Fig.6.

* Another input obtained using NDVI is "In9". It is a fuzzy input based on the two-date difference of NDVI calculated at *t* and *t'*. It checks if the difference value (NDVI(t) – NDVI(t')) is higher than a specific threshold $\Delta NDVI_{Threshold}$. In our calculation, the threshold was fixed to 0.3 with an ambiguity range of ±0.1. The membership function of this input is showed in Fig.7.

* Two ternary inputs are integrated to describe the NDVI behavior before the date *t*: "In10" and "In11" check if the sign of the gradient between NDVI(t') and NDVI(t") is negative or positive respectively. Each of these inputs takes a single label [No t"], [For at least one t"], or [For all t"].

* The last input "In12" is integrated to indicate if the image of the field acquired at date *t* is cloud free or not. One of two labels [Yes] or [No] can be assigned to this input.

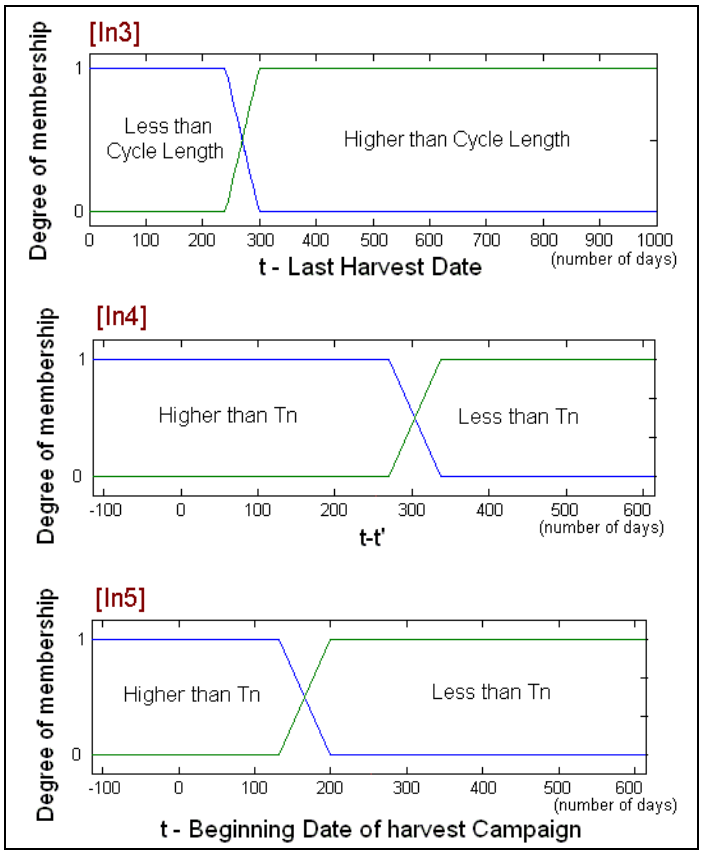


Fig. 5. Membership functions of inputs "In3", "In4" and "In5".

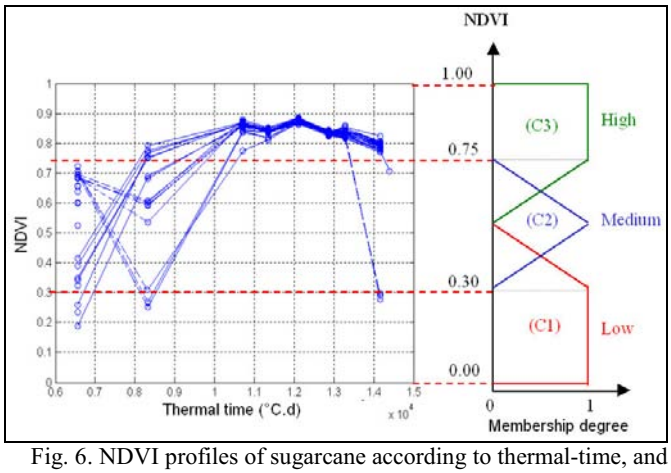


Fig. 6. NDVI profiles of sugarcane according to thermal-time, and the configuration of the membership functions of NDVI fuzzy sets. This configuration of membership functions corresponds to the inputs "In6", "In7" and "In8".

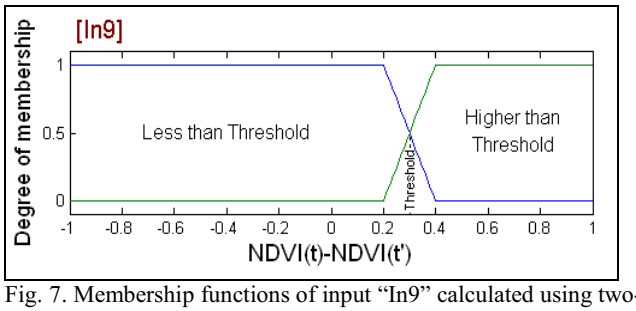


Fig. 7. Membership functions of input "In9" calculated using two-date NDVI difference.

Concerning the system output, we decided that it might be fuzzy in order to exploit the tolerance for imprecision and uncertainty, and to associate to each decision a confidence value. So, the decision can belong to three possible categories:

- "HARVESTED" when the system detects that the sugarcane field is harvested between *t* and *t'*.
- "NOT HARVESTED" when the system does not detect a field harvesting between *t* and *t'*.
- "NO DECISION" when the system is unable to decide if the sugarcane field has been harvested between *t* and *t'* or not.

The membership functions of the output are represented in Fig.8. In order to avoid contradictory decisions, we configured the output sets so that "HARVESTED" and "NOT HARVESTED" sets do not overlap. In the other hand, "NO DECISION" set overlaps with the two other sets. According to the chosen configuration, if a decision has a membership value μ for the class "HARVESTED", his membership value for the classes "NO DECISION" and "NOT HARVESTED" are (1 – μ) and 0 respectively. Similar when the decision belongs to the class "NOT HARVESTED".

2) Rules: The rule base of a fuzzy system describes the behavior of the inference system based on the linguistic terms associated with the input and the output variables. It regroups the various possible knowledge-based scenarios by a finite collection of IF *X* THEN *Y* rules; e.g.

Rule 1: if x_1 is A_1^1 and x_2 is A_2^1 … and x_n is A_n^1 then y is B^1
Rule 2: if x_1 is A_1^2 and x_2 is A_2^2 … and x_n is A_n^2 then y is B^2
…
Rule r: if x_1 is A_1^r and x_2 is A_2^r … and x_n is A_n^r then y is B^r
(Eq.2)

where A_k^r is the class of the input "In*k*" assigned to x_k and B^r is the output class.

While being based on expert knowledge, we defined a set of 118 rules covering the maximum of possible cases that the system can affront to make decisions. Here are some examples:

- if *In1* is *No_Campaign* and *In2* is *No_Campaign* then Decision is *NOT_HARVESTED*
- if *In1* is *Current_Campaign* and *In2* is *No_Campaign* and *In3* is *Higher_than_Cycle_Length* and *In6* is *Low* and *In7* is *High* and *In12* is *No* then *Decision* is *HARVESTED*
- if *In1* is *No_Campaign* and *In2* is *Last_Campaign* and *In6* is *Low* and *In7* is *Medium* and *In9* is *Less_than_Threshold* and *In12* is *No* then Decision is *NO_DECISION*

3) Fuzzy inference: Our system is based on Mamdani's fuzzy inference method [19] that uses the MIN t-norm as the conjunction operator for each rule *"r"* and the MAX s-norm as aggregation operator. We point out that the input of the aggregation process is the list of truncated output functions returned by the conjunction process for each rule. The inferred conclusion μ'_B, in the form of a membership function according to Eq. (2), is given by:

$$\mu'_B(y) = \max_r(\min(\alpha^r, \mu_{B^r}(y))) \qquad (3)$$

Where the activation degree of the r-rule is:

$$\alpha^r = \min(\mu_{A_1^r}(x_1),...,\mu_{A_n^r}(x_n)) \qquad (4)$$

The system outputs are the membership values for the three fuzzy sets "HARVESTED", "NOT HARVEST", and "NO DECISION".

V. Validation

We assessed the decision support system using our thirteen images time series acquired between July 6, 2002 and October 26, 2004, and the daily climatic data (for the model). Results have been compared to ground truth data of a sugarcane estate composed of 33 fields situated in the North-east of the Island. For this estate we have the harvest dates of each field during the harvest campaign of 2002, 2003 and 2004. The average field size is equal to 5.4 ha, and the average altitude is about 70 m.

By considering that for each output having a membership value for the class "HARVESTED" different from zero this one is retained as a "HARVEST" decision, and similar for the outputs with membership values for the class "NOT HARVESTED" different from zero, the overall accuracy of the system, according to the confusion matrix (Table II), is 93%, with 85% of good harvested field detection and 96% of good non-harvested field detection. The errors of commissions are 14% and 3% for the "HARVEST" and "NO HARVEST" decisions respectively, and the percentage of "NO DECISION" is 1.3%.

If we look at decisions that have membership values for the classes "HARVESTED" and "NOT HARVESTED" higher than 60%, we obtain an overall accuracy of 90% with 5.8% of the decisions belonging to the class "NO DECISION". For decisions with membership values higher than 70%, 80%, and 90% the overall accuracy values are 90%, 73% and 72% respectively and the percentages of "NO DECISION" are 6%, 23.8% and 24.8% respectively.

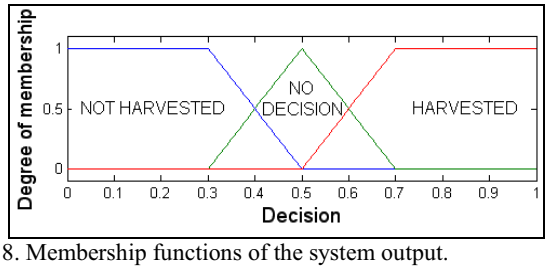


Fig. 8. Membership functions of the system output.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

TABLE II

THE CONFUSION MATRIX OF THE SUGARCANE HARVESTING DETECTION (GIVEN IN NUMBER OF FIELDS).

		Expert system decision					
		HARVEST (μ > 0)	NO HARVEST (μ > 0)	NO DECISION	Row total	System's accuracy	Errors of Omission
Reference data base	HARVEST	71	9	3	83	**0.85**	0.15
	NO HARVEST	12	299	2	313	**0.96**	0.04
	Column total	83	308	5		Global precision **0.93**	
	Errors of Commission	0.14	0.03				

VI. CONCLUSION

This work presents a decision support system for automatic detection of sugarcane harvesting. In a fuzzy framework, the system deals with information coming from three different sources: multi-temporal imagery, crop growth modelling, and expert knowledge. The inference is based on Mamdani's fuzzy method that exploits an IF-THEN rule base. The system output belongs to three possible fuzzy sets.

The evaluation was done using an irregular series of high spatial resolution images with significant acquisition gaps, and the results obtained were very satisfactory.

The next step consists of analysing the output errors and adjusting the configuration of the fuzzy inputs. It would also be interesting to integrate other indicators that use SWIR reflectance, which is very sensitive to crop residues, in order to improve system performance especially in dry zones.

ACKNOWLEDGEMENT

The authors would like to thank Hélène de Boissezon (CNES) for her support. They would like also to thank Thierry Rabaute (CS-SI) and Bruno Lafrance (CS-SI) for performing the geometric and radiometric corrections of the images.

REFERENCES

[1] C. S. Murthy, P. V. Raju, and K. V. S. Badrinath, "Classification of wheat crop with multi-temporal images: Performance of maximum likelihood and artificial neural networks," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 24, pp. 4871-4890, 2003.

[2] G. A. Ippoliti-Ramilo, J. C. N. Epiphanio, and Y. E. Shimabukuro, "Landsat-5 Thematic Mapper data for pre-planting crop area evaluation in tropical countries," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 24, pp. 1521-1534, 2003.

[3] 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.

[4] M. D. Turner and R. G. Congalton, "Classification of multi-temporal SPOT-XS satellite data for mapping rice fields on a West African floodplain," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19, pp. 21-41, 1998.

[5] 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.

[6] J. M. Paruelo, J. P. Guerschman, G. Baldi, and C. M. Di Bella, "Cropped area estimates. Background and a methodological proposal," *La estimacion de la superficie agricola. Antecedentes y una propuesta metodologica*, vol. 29, 2004.

[7] 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, La Habana, CUBA, 2004.

[8] 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.

[9] L. Mc Donald and S. Routley, "Landsat TM imagery and GIS can be used to detect harvested and fallow cane blocks in the Herbert," (Eds KEATING BA, LAWES RA) CRC Sugar Occasional Publication 2001.

[10] H. Shimoda, S.-p. Hong, K. Fukue, and T. Sakata, "A multi-temporal classification method using Dempster-Shafer model," presented at Digest - International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Espoo, Finl, 1991.

[11] J. Desachy, L. Roux, and E. H. Zahzah, "Numeric and symbolic data fusion: A soft computing approach to remote sensing images analysis," *Pattern Recognition Letters*, vol. 17, pp. 1361-1378, 1996.

[12] S. Le Hegarat-Mascle, I. Bloch, and D. Vidal-Madjar, "Application of Dempster-Shafer evidence theory to unsupervisedclassification in multisource remote sensing," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, pp. 1018-1031, 1997.

[13] L. Roux and J. Desachy, "Information fusion for supervised classification in a satellite image," presented at FUZZ-IEEE'95, Yokohama, Japan, 1995.

[14] B. Solaiman, "Multisensor data fusion using fuzzy concepts: application to land-cover classification using ers-l/jers-1 sar composites," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, pp. 1316-1326, 1999.

[15] S. Andrefouet, "A fuzzy-possibilistic scheme of study for objects with indeterminate boundaries: Application to french polynesian reefscapes," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 38, pp. 257-270, 2000.

[16] H. DeBoissezon and A. Sand, "Reference Remote Sensing Data Bases: Temporal series of calibrated and ortho-rectified satellite images for scientific use," presented at Recent Advances in Quantitative Remote Sensing (RAQRS), Valencia, Spain, 2006.

[17] E. Bappel, "Apport de la télédétection aérospatiale pour l'aide à la gestion de la sole cannière réunionnaise", *in U.F.R. de Physique:* Université de la Réunion 2005.

[18] 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'Ile Maurice*, vol. 81, pp. 133-147, 2002.

[19] E. H. Mamdani and S. Assilian, "Experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller," *International Journal of Man-Machine Studies*, vol. 7, pp. 1-13, 1975.

Combining multi-source information for crop monitoring

Mahmoud El Hajj
Cemagref, UMR TETIS
Montpellier, F-34093 France
mahmoud.elhajj@teledetection.fr

Agnès Bégué
CIRAD, UMR TETIS
Montpellier, F-34093 France
agnes.begue@teledetection.fr

Serge Guillaume
Cemagref, UMR ITAP
Montpellier, F-34196 France
serge.guillaume@montpellier.cemagref.fr

Jean-François Martiné
CIRAD, UR SCA
Saint-Denis, La Reunion, F- 97408 France
jean-francois.martine@cirad.fr

Abstract – Time series of optical satellite images acquired at high spatial resolution constitute an important source of information for crop monitoring, in particular for keeping track of crop harvest. However, the quantity of information extracted from this source is often restricted by acquisition gaps and uncertainty of radiometric values. This paper presents a novel approach that addresses this issue by combining time series of satellite images with other information from crop modeling and expert knowledge. An application for sugarcane harvest detection on Reunion Island using a SPOT5 time series is detailed. In a fuzzy framework, an expert system was designed and developed to combine multi-source information and to make decisions. This expert system was assessed for two sugarcane farms. Results obtained were in substantial agreement with ground truth data; the overall accuracy reached 96.07%.

Keywords: Remote sensing, time series, SPOT5, fusion, crop modeling, expert knowledge, cropping system, sugarcane, expert system.

1 Introduction

Over the past decade, time series of satellite images acquired at high spatial resolution have proven to be an important source of information for different agricultural applications. Several authors have recognized the benefits of this kind of data for monitoring agricultural lands [1], classifying land cover [2-4], mapping seasonal patterns and crop rotations [5, 6], and for many other uses (see papers collected in [7, 8]).
Nevertheless, the quantity of information extracted from time series of optical images is often restricted by several factors: acquisition gaps, atmospheric conditions, imperfect radiometric normalization, radiometric confusion, etc. Therefore, to make credible decisions, this information needs to be supplemented with data from other sources.
Few studies have combined high spatial resolution multi-temporal images and/or its derived products with ancillary data. Lucas et al. [9] evaluated the use of the Landsat ETM+ time series for mapping semi-natural habitats and agricultural land cover by integrating topographic maps, digital elevation data, digital ortho-photography, field boundaries, and other supportive data. Metternicht et al. [10] mapped salinity distributions using an approach that integrated multi-temporal classification of Landsat TM images, physical and chemical soil properties, and landform attributes. Other studies have combined products derived from multi-temporal images to improve change detection performance when evaluating forest logging surfaces and when dealing with soil coverage during winter [11].
Until now, the integration of agronomic models with remote sensing data was restricted to model adjustment issues (assimilation, forcing, etc.) [12]. Little attention has been paid to the use of agronomical model outputs as an information source for supplementing remote sensing data. This kind of model, which is based on climatic and soil biophysical parameters, may provide useful information that can compensate for the lack of radiometric data.
Another source of substantial agricultural application information is expert knowledge.
Accordingly, the aim of this study is to present a novel approach for crop monitoring using time series of satellite images combined with information from crop modeling and expert knowledge. To describe this approach, an application for sugarcane harvest detection is detailed.

2 Study site and data sets

The study site consists of two sugarcane farms located in the north-east part of Reunion Island (Figure 1), which is a small territory of ~2,500 km² in the Indian Ocean (21°7' to 19°40' S, 55°13' to 61°13' E), where sugarcane is the main crop. The first farm is at an average altitude of 70 m and includes 33 fields with an average size of 5.4 ha. The second farm is at an altitude ranging from 400 to 700 m, and has 46 fields with an average size of 3.5 ha. As the study area is located in a tropical zone, the year is divided into two seasons: a hot rainy season from November to April, and a cool dry season from May to October.

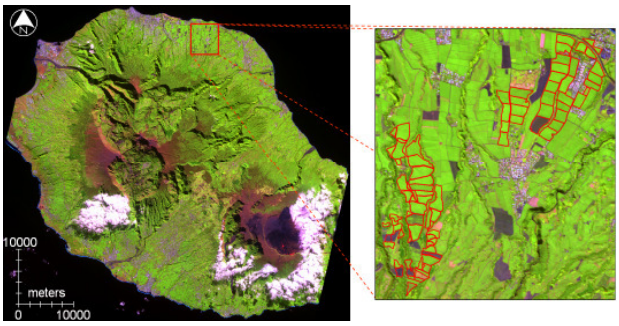


Figure 1. On the left, a false color composite (Red: band-4; Green: band-3; Blue: band-1) of a SPOT5 image acquired over Reunion Island. On the right, a close-up of the study site with sugarcane fields in red.

The satellite data set used in this study consists of 10 SPOT5 images acquired over Reunion Island between January 10th, 2003 and December 7th, 2004. Both SPOT5 instruments (HRG1 and HRG2) acquire radiation in four spectral bands with high spatial resolution: 10 m for the Green, Red, and Near Infra-Red (NIR) bands, and 20 m for the Short Wave Infra-Red (SWIR) band. The images belong to the KALIDEOS-ISLE REUNION database set up by the CNES[1] [13, 14]. All images were ortho-rectified and co-registered to the UTM coordinate system (zone 40 South) with a root mean square error of less than 0.5 pixel per image.

The radiometry of the images was corrected so that pixel values represent the top of canopy reflectances in the four spectral bands [15, 16]. Cloud mask was available for each image. Table 1 shows the characteristics of the images in the time series.

Block parcel boundaries for all Reunion Island were provided by the DDAF[2] and were refined by the CIRAD[3] to define the boundaries of each field in the study site.

Daily climatic data recorded at La Mare meteorological station near the two sugarcane farms were collected for the period covered by the satellite time series. These data are daily estimations of rainfall (mm), potential evapo-transpiration (mm), global radiation (J/m2), and minimum, maximum and mean temperature values (°C). Climatic data were required to run the crop growth model.

A ground truth database was built by using harvest dates reported by farmers for each field during the 2003 and 2004 harvest campaigns. This database indicates the status of each field (whether it was harvested or not) between each pair of consecutive satellite acquisition dates in the time series.

[1] Centre National d'Etudes Spatiales ; French Spatial Agency.
[2] Direction Départementale de l'Agriculture et de la Forêt ; Departmental Directorate of Agriculture and Forestry.
[3] Centre de coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement ; French Agricultural Research Centre for International Development.

Table 1. Characteristics of the SPOT5 time series.

Dates	SPOT5 Instrument	Incidence angle (in degree) (Right = -)	Solar elevation (in degree)	Phase angle (in degree)
01/10/2003	HRG 2	-04.65	64.10	21.28
05/04/2003	HRG 1	10.90	46.80	47.99
07/21/2003	HRG 1	10.58	41.20	53.13
09/01/2003	HRG 1	-04.42	50.63	37.31
12/19/2003	HRG 1	-02.90	67.20	19.90
04/11/2004	HRG 1	+17.95	52.45	48.41
06/18/2004	HRG 2	+03.25	39.10	51.95
08/19/2004	HRG 1	+17.96	48.50	51.24
11/06/2004	HRG 1	-19.16	66.63	09.07
12/07/2004	HRG 1	-12.28	66.65	11.19

3 Information from the time series

Using the time series of satellite images acquired at high spatial resolution, temporal profiles of NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) can be extracted for each agricultural field. The NDVI is computed using reflectances (ρ) in the red and NIR bands:

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{red}}{\rho_{NIR} + \rho_{red}} \quad (1)$$

The temporal profile of NDVI provides useful information about the actual field status, and about its different historical stages. In general, this profile can be divided into two periods: a period in which NDVI values increase, corresponding to the vegetative development of the field crop, and another period with steady or decreasing values, corresponding to the maturation phase. Figure 2 shows an example of the temporal profile of a sugarcane field NDVI, extracted from a time series of SPOT images acquired with high temporal repeatability.

Using SPOT5 images in the time series and field boundaries, the temporal profile of NDVI was extracted for each field in the study site. This calculation was done after discarding cloud pixels using the cloud masks.

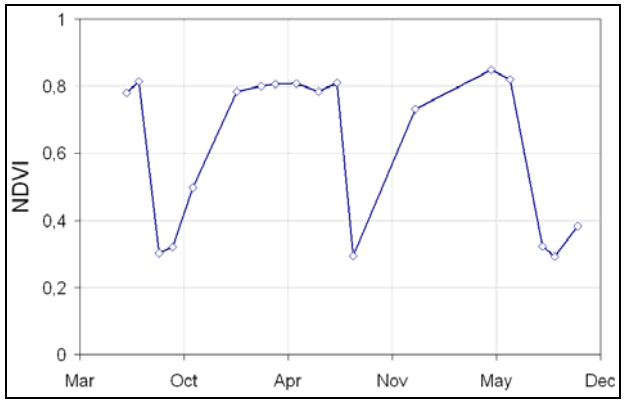


Figure 2. Example of the temporal profile of sugarcane NDVI calculated for a ratoon crop.

4 Information from crop modeling and expert knowledge

Since NDVI temporal profiles extracted from time series are often incomplete because of image acquisition gaps, atmospheric conditions and/or radiometric problems, other sources of information are required to reliably analyze these profiles in order to make good decisions.

4.1 Crop modeling

One way to meet this requirement is to simulate NDVI values using ancillary data. This can be done using crop growth models that generally provide estimates of LAI (Leaf Area Index) values by using climatic data and soil characteristics parameters. LAI estimations can then be transformed into NDVI values using relationships that are specific to the studied crop [17].

In our application, we used the sugarcane ecophysiological growth model MOSICAS [18] to simulate LAI temporal profiles at the field scale. This dynamic model estimates sugarcane growth on a daily time scale. It deals with biophysical data on the environment of the sugarcane field and the crop management sequence. Daily climatic data available in the dataset were used and soil characteristic parameters were obtained from the model code.

Since our aim was to acquire information based on NDVI, we transformed daily estimates of LAI made by MOSICAS to daily NDVI estimates using the regression model we proposed in [19] (Eq. 2):

$$NDVI = 1/9.713 * \ln(LAI/0.003) \quad (2)$$

From the simulated NDVI temporal profiles, we built a helpful indicator for harvest detection: Tn that represents the nominal time required (in days) to reach a given threshold of NDVI starting with a given harvest date.

Figure 3 illustrates an example of the relationship between the supposed harvest date and Tn for different NDVI threshold values. We observed that for high NDVI thresholds (0.7 in our example) the model was very sensitive to variations in climatic variables such as rainfall amount.

The information extracted from crop growth modeling (Tn), mainly based on climatic data, is independent from the time series of satellite images, and may suggest the possibility of sugarcane being harvested between two specific dates.

4.2 Expert knowledge

Knowledge about the phenological stages of the studied crop, as well as about cropping systems is key information that must be taken into account. This source allows a better understanding of the relationship between the temporal behavior of NDVI and the crop field status, and it offers important temporal constraints that particularly help in making decisions when there is a lack of radiometric data.

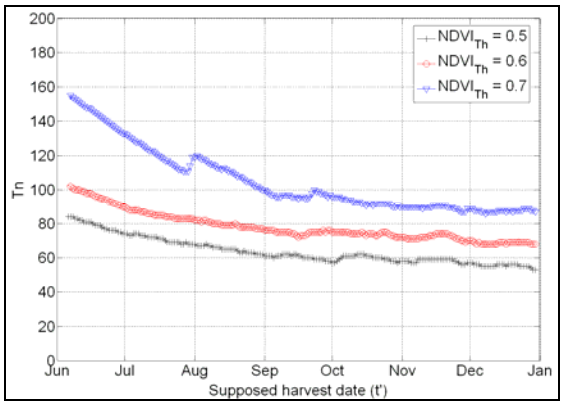


Figure 3. Examples of relationships between the supposed harvest date that relates to the NDVI simulation starting date, which is the acquisition date t', and the nominal time (Tn) required to reach a given NDVI threshold $NDVI_{Th}$.

In our application, knowledge about the sugarcane cycle, its cropping system, and its phenology were collected from experts to facilitate the harvest detection process.

5 Information fusion in an expert system

To deal with the multi-source information and to make decisions, one must design an appropriate framework that defines the use of each source, characterizes the output, and identifies the information fusion technique.

Because of its well known ability to deal with imprecise and uncertain information, and to model linguistic concepts, fuzzy logic formalism was chosen to design an expert system for the sugarcane harvest detection. The developed system provides decision (harvested or not-harvested) about a sugarcane field between two acquisition dates *t* and *t'*.

5.1 System inputs

System inputs consisted of 11 parameters built using information extracted from three different sources: time series of SPOT5 images, crop growth modeling, and expert knowledge.

The first set of inputs (In1, In2, In3, In4 and In5) concerned temporal information, the second set (In6, In7 and In8) related to NDVI values, and the third set (In9, In10 and In11) dealt with NDVI dynamics. A detailed description of these inputs can be found in [19]. Here is a brief overview:

- In1 and In2 are the classes of acquisition dates *t* and *t'* respectively.
- In3 compares the temporal distance (in days) between *t* and the last harvest date with the nominal cycle length of sugarcane.
- In4 compares the temporal distance (*t*-*t'*) with Tn.
- In5 compares the difference between *t* and the date of the beginning of the harvest campaign with Tn.

- In6, and In7 are classes of NDVI(t) and NDVI(t') respectively.
- In8 is a qualitative indicator of the amount of *t"* for which NDVI values (NDVI(t'')) are *High* (*t"*= all dates before *t'*).
- In9 compares the two-date difference in NDVI calculated at *t* and *t'* with a given threshold.
- In10 and In11 check if the sign of the gradient between NDVI(t') and NDVI(t) is negative or positive.

Fuzzy sets and labels were used to define the partitioning of the universe of each input using linguistic concepts. Fuzzy partitioning of In6 and In7 is shown in Figure 4; labels of inputs In1 and In2 are shown in Figure 5; and fuzzy sets of inputs (In3, In4, In5 and In9) are shown in Figure 6. Each of inputs In8, In10 and In11 has four labels: [No t"], [For at least one t"], [For the majority of t"] and [For all t"].

Information from the time series contributed to the definition of all inputs by providing NDVI values or acquisition dates. Expert knowledge was used in the majority of input definitions either by integrating information about the cropping system (nominal cycle length, last harvest date, mill opening and closure dates) or by its role in the configuration of fuzzy input partitions. For example, the NDVI fuzzy sets were designed according to expert knowledge about the phenology and field status of sugarcane as well as about its NDVI temporal profiles. The following are expert conclusions:

- *Low* NDVI values (< 0.30) generally correspond to residues and bare soil after field harvesting.
- In the growth phase, the NDVI values are *Medium* (between 0.30 and 0.75). They are also *Medium* during the senescence phase.
- At the end of the growth stage and before senescence, NDVI values are *High* (>0.75).

Figure 4 shows the fuzzy sets of NDVI and an example of NDVI profiles plotted according to thermal time for several sugarcane fields.

Information from crop modeling contributed to two key inputs (In4 and In5) that evaluated harvest possibilities by comparing temporal information. An ambiguity range of ±1 month was added to these inputs to account for imprecision of the model and for effects of climatic variation observed for high values of the NDVI threshold.

5.2 Fuzzy rule generation

The rule base of a fuzzy system describes the behavior of the inference based on the linguistic terms associated with the input and output variables. It groups the different possible knowledge-based scenarios by a finite collection of *If X Then Y* rules, e.g.,

Rule 1: if x_1 is A_1^1 and x_2 is A_2^1 … and x_n is A_n^1 then y is B^1
Rule 2: if x_1 is A_1^2 and x_2 is A_2^2 … and x_n is A_n^2 then y is B^2
:
Rule r: if x_1 is A_1^r and x_2 is A_2^r … and x_n is A_n^r then y is B^r (3)

where A_k^r is the fuzzy set of the input variable In*k* assigned to x_k, and B^r is the conclusion of the rth rule.

The rule base of our system was generated automatically with the software FisPro [20].

Rule generation was based on the construction of a fuzzy decision tree by using a learning dataset. Fuzzy decision trees are an extension of classic decision trees [21, 22]. They are composed of one root and a series of other nodes. Terminal nodes are called leaves. The main advantage of the decision tree is to generate incomplete rules that are only defined by a subset of the available input variables.

The tree induction is an iterative process; at each step, a new node is added. Each node corresponds to a split on the values of one input variable. This variable is chosen to reach a maximum of homogeneity among the examples that belong to the node, relative to the output variable. A node generates a number of sub-nodes equal to the number of fuzzy sets of the selected variable. This is equivalent to minimizing entropy. The paths from the root node toward the leaf nodes are easy to interpret as decision rules [23].

Fuzzy decision trees proposed in FisPro are based on an implementation of the fuzzy ID3 algorithm [24]. The space partitioning of each input must be user-defined prior to running the algorithm.

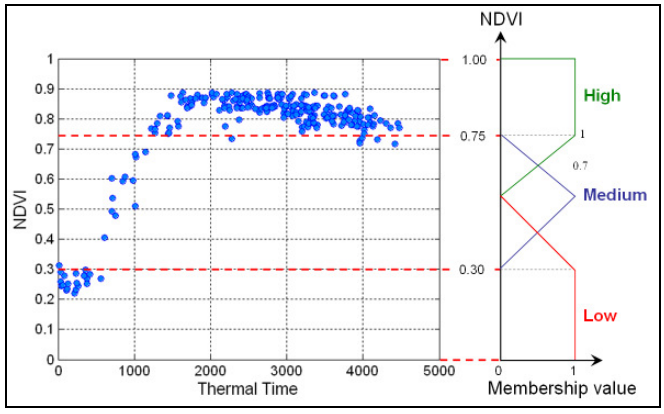


Figure 4. NDVI profiles plotted according to thermal time for several sugarcane fields. On the right are the fuzzy sets of NDVI-defined inputs In6 and In7.

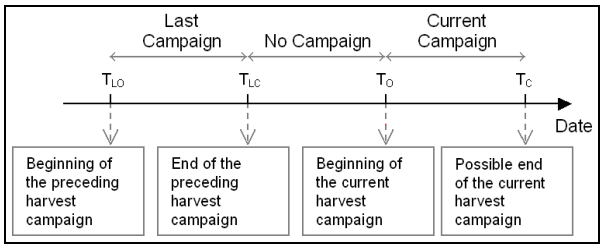


Figure 5. Temporal intervals used for the classification of image acquisition dates. T_{LO}, T_{LC}, T_O and T_C are the beginning and end dates of the last and the current harvest campaign respectively.

5.3 System inference

The generated rules base is used to infer decisions for new input values. The inference method defines the way in which the system attributes weights to the conclusions of the rules that are fired by new input values, and the way it aggregates the weighted conclusions of these rules in order to assign membership degrees to the decision labels.

The inference technique used in our expert system is based on Mamdani's method. The weight w^r attributed to the conclusion B^r of an activated rule r is calculated by combining the membership degrees of rule premises in a conjunctive way using the *min* t-norm:

$$w^r(B^r) = \min\left(\mu_{A_1^r}(x_1), \mu_{A_2^r}(x_2), \ldots, \mu_{A_p^r}(x_p)\right) \quad (4)$$

where $\mu_{A_j^r}(x_j)$ is the membership degree of the x_j value to the fuzzy set A_j^r.

The aggregation of the distinct conclusions of the m activated rules is done in a disjunctive way using the *max* t-norm. Therefore, the membership degree μ_j assigned to the decision label j is calculated as follows:

$$\begin{cases} \forall j = 1, \ldots, m \\ \mu_j = \left\{ \max_r \left(w^r(B^r) \right) \;\middle|\; B^r = j \right\} \end{cases} \quad (5)$$

To obtain a crisp decision, a defuzzification operator that retains the label j with the highest membership degree μ_j, is used. Then, the inferred system decision about the status of a sugarcane field between two acquisition dates t and t' for each new set of 11 input values is either harvested or not-harvested.

6 Results

The expert system was used to automatically detect the harvest of sugarcane fields at the study site using the 10 SPOT5 images.

Different percentages of learning data were used for the generation of the system rules. The aim was to evaluate the sensitivity of the system to the variation in the learning dataset size. A learning dataset consisted of input values calculated for a given percentage of sugarcane fields on all acquisition dates with the corresponding status (harvested or not-harvested) available from ground truth data.

Figure 7 shows an example of a rule generated automatically using 50% of the data for training; this rule can be easily interpreted because of the linguistic aspect of the input and the conclusion variables. By interpreting each generated rule we can understand which scenario it reflects, and therefore evaluate its generic aspect.

For each percentage of learning data, the system was used to make decisions for the rest of the fields for all dates. To make a robust evaluation, a k-fold cross-validation, with k = 10, was made for each case.

Figure 8 shows the overall accuracy (OA) of the system obtained with different percentages of learning data and after a 10-fold cross-validation.

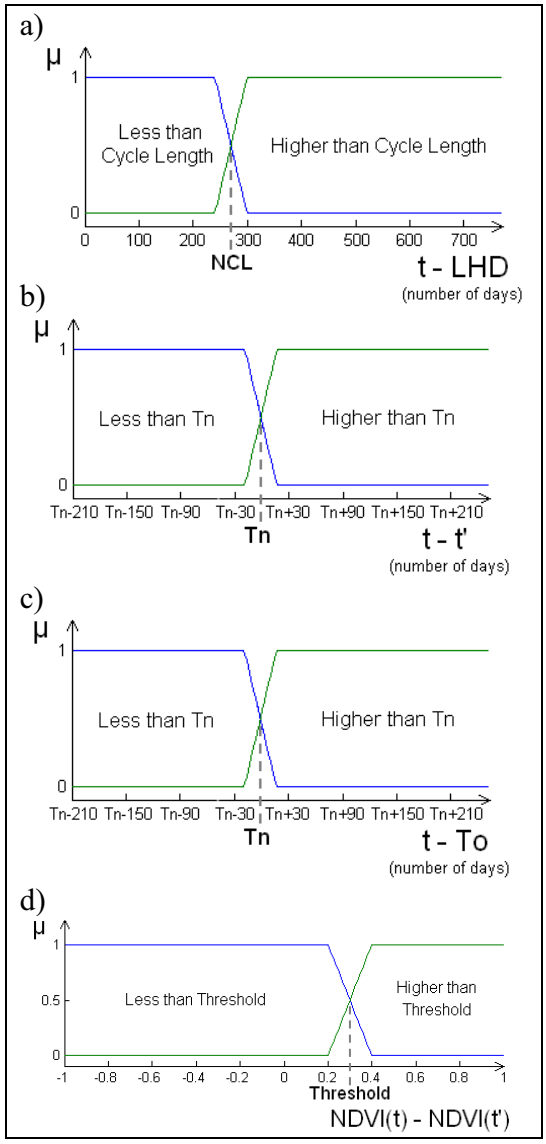


Figure 6. Fuzzy sets of inputs In3 (a), In4 (b) , In5 (c) and In9 (d). LHD = Last harvest date; NCL = Nominal cycle length, Tn = Nominal time; and To = opening mill date.

It is clear that the system decisions were in substantial agreement with the ground truth data; OA values exceeded 91% in all cases. A very satisfactory OA value of 96.07% was reached when the percentage of learning data was about 50%.

7 Conclusion

This paper presented a novel approach for dealing with time series of optical satellite images used for crop monitoring. Data extracted from time series were combined with information from crop model output and expert knowledge, in order to make credible decisions.

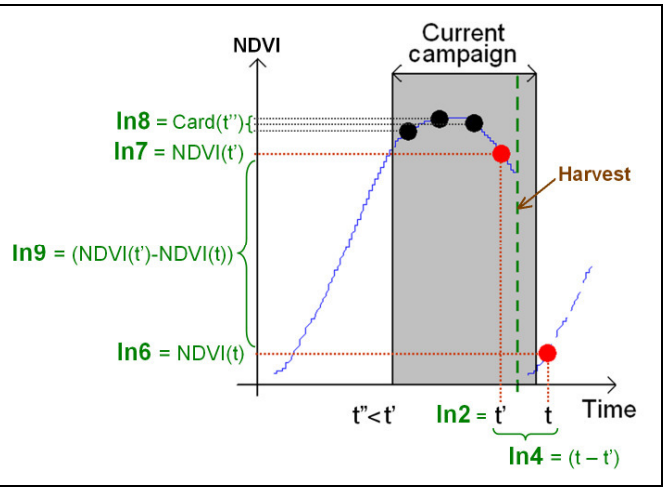
IF In2 is « Current Campaign » **AND** In4 is « Higher than Tn » **AND** In6 is « Low » **AND** In7 is « High » **AND** In8 is « For all t" » **AND** In9 is « Higher than threshold » **THEN** « Harvested »	

Figure 7. An example of a rule generated automatically using learning data, with a schematisation of the scenario that it reflects. The rule is defined using a subset of input variables (In1, … , In11) and a conclusion. Each point in the NDVI temporal profile represents the NDVI value of the sugarcane field calculated at a given acquisition date (t, t' or t"<t').

The description of the approach was done using an application example of sugarcane harvest monitoring with a SPOT5 time series. An expert system designed and implemented for automatic harvest detection was described.

Results obtained when evaluating the expert system were in substantial agreement with ground truth data; the overall accuracy reached 96.07%. The next step concerning the sugarcane application consists in examining the robustness of the automatically generated rules by testing the system at other sites and in other years. It would also be interesting to analyze the contribution of each information source to system performance.

The approach outlined in this paper is generic and very promising. Many models that simulate the growth of the main annual crops exist (e.g., STICS [25]), and expert knowledge about these crops could be obtained easily either from farmers or from agronomic knowledge bases [26]. The combination of crop model outputs and expert knowledge with time series of high spatial-resolution satellite-images seems to be an excellent tool for crop monitoring.

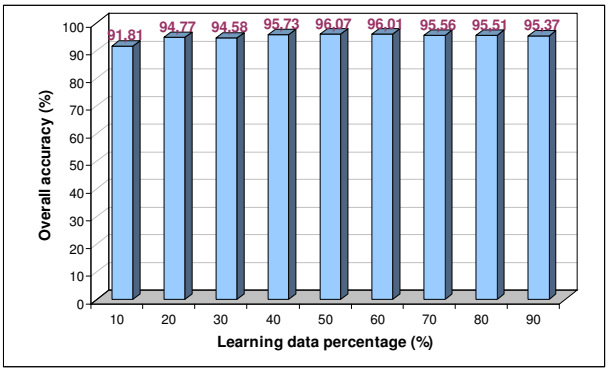


Figure 8. Overall accuracy of the expert system using different percentages of learning data.

Acknowledgments

We would like to thank Hélène de Boissezon (CNES) and Thierry Rabaute (C-S) for their help and support. We would also like to thank the CNES for funding the KALIDEOS database (http://kalideos.cnes.fr) and for generously providing the SPOT5 images. Mahmoud El Hajj is supported by a Cemagref/Région Languedoc Roussillon (France) Ph.D. fellowship.

References

[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] G. A. Ippoliti-Ramilo, J. C. N. Epiphanio, and Y. E. Shimabukuro, "Landsat-5 Thematic Mapper data for pre-planting crop area evaluation in tropical countries," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 24, pp. 1521-1534, 2003.

[3] C. S. Murthy, P. V. Raju, and K. V. S. Badrinath, "Classification of wheat crop with multi-temporal images: Performance of maximum likelihood and artificial neural networks," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 24, pp. 4871-4890, 2003.

[4] M. D. Turner and R. G. Congalton, "Classification of multi-temporal SPOT-XS satellite data for mapping rice fields on a West African floodplain,"

International Journal of Remote Sensing, vol. 19, pp. 21-41, 1998.

[5] 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.

[6] S. Panigrahy and S. A. Sharma, "Mapping of crop rotation using multidate Indian Remote Sensing Satellite digital data," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 52, pp. 85-91, 1997.

[7] L. Bruzzone and P. Smits, "Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images : Multitemp 2001," in *Series in remote sensing*, vol. 2, A. P. Cracknell, Ed.: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2002, pp. 440.

[8] P. Smits and L. Bruzzone, "Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images : MultiTemp 2003," in *Series in remote sensing*, vol. 3, A. P. Cracknell, Ed.: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2004, pp. 387.

[9] R. Lucas, A. Rowlands, A. Brown, S. Keyworth, and P. Bunting, "Rule-based classification of multi-temporal satellite imagery for habitat and agricultural land cover mapping," *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 62, pp. 165-185, 2007.

[10] G. Metternicht, "Assessing temporal and spatial changes of salinity using fuzzy logic, remote sensing and GIS. Foundations of an expert system," *Ecological Modelling*, vol. 144, pp. 163-179, 2001.

[11] S. Le Hegarat-Mascle, R. Seltz, L. Hubert-Moy, S. Corgne, and N. Stach, "Performance of change detection using remotely sensed data and evidential fusion: Comparison of three cases of application," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, pp. 3515-3532, 2006.

[12] S. Moulin, A. Bondeau, and R. Delécolle, "Combining agricultural crop models and satellite observations: From field to regional scales," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19, pp. 1021-1036, 1998.

[13] H. DeBoissezon and A. Sand, "Reference Remote Sensing Data Bases: Temporal series of calibrated and ortho-rectified satellite images for scientific use," presented at Proceedings of Recent Advances in Quantitative Remote Sensing, Valencia, Spain, 2006.

[14] http://kalideos.cnes.fr, "Images Spot: copyrigth CNES, Distribution Spot Image," 2007.

[15] 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.

[16] M. El Hajj, M. Rumeau, A. Bégué, O. Hagolle, and G. Dedieu, "Radiometric normalization of high spatial resolution multi-temporal imagery: A comparison between a relative method and atmospheric correction," presented at Proceedings of SPIE Europe Remote Sensing - The International Society for Optical Engineering, Florence, Italy, 2007.

[17] A. Bégué, "Leaf area index, intercepted photosynthetically active radiation, and spectral vegetation indices: a sensitivity analysis for regular- clumped canopies," *Remote Sensing of Environment*, vol. 46, pp. 45-59, 1993.

[18] 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'Ile Maurice*, vol. 81, pp. 133-147, 2002.

[19] 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 MULTITEMP-2007, Fourth International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images, Provinciehuis Leuven, Belgium, 2007.

[20] 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, Ed.: INRA-Cemagref, 2002.

[21] L. Breiman, J. H. Friedman, R. A. Olshen, and C. J. Stone, *Classification and Regression Trees*. Belmont CA, 1984.

[22] J. R. Quinlan, "Induction of decision trees," *Machine Learning*, vol. 1, pp. 81-106, 1986.

[23] S. Guillaume, "Designing Fuzzy Inference Systems from Data: An Interpretability-Oriented Review," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 9, 2001.

[24] 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.

[25] INRA, "STICS : Simulateur mulTIdisciplinaire pour les Cultures Standard," http://www.avignon.inra.fr/stics/.

[26] 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.

Exemplar Gratuit

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 Hajj[1] S. Guillaume[2] A. Bégué[3]
[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 accroitre 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 auteurs, basée sur une comparaison de classifications multi-spectrales mono-dates, a deux inconvénients majeurs :

Report-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

- 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) ; 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 70 m et comporte 33 parcelles avec une surface moyenne de 5,4 ha. La deuxième exploitation se trouve à une altitude allant de 400 à 700 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 à la station météorologique de La Mare (près du site d'étude) ont été recueillies pour la période d'acquisition satellite. Ces données sont les précipitations journalières (mm), le potentiel d'évapo-transpiration (mm), le rayonnement global (J/m²), 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

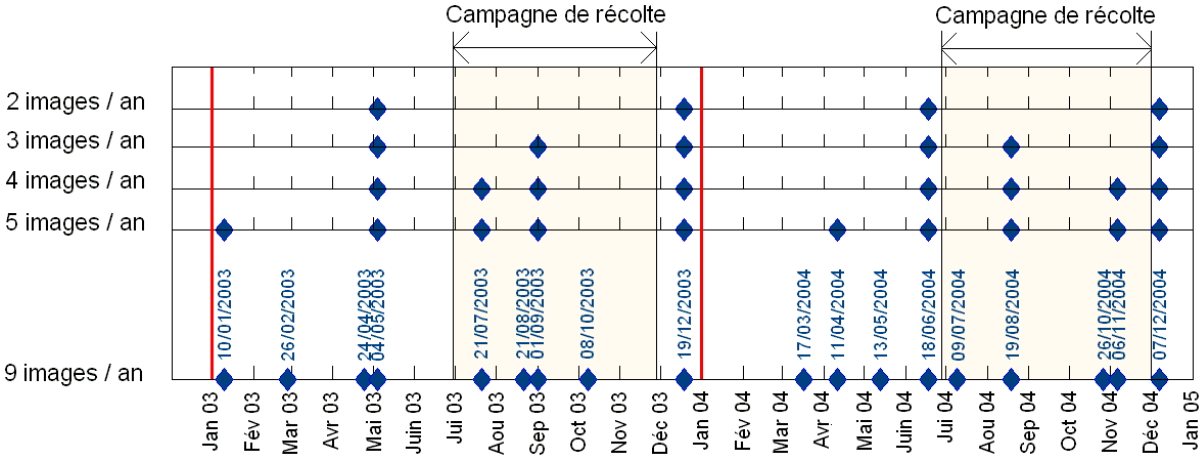


Figure 1 – Sur l'axe le plus bas (9 images / an), les dates d'acquisition satellite de la série complète ; Sur les autres axes, les échantillonnages réalisés pour construire des séries avec 5, 4, 3 et 2 images par an respectivement.

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 NDVI[1] (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.

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

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 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 LAI[2] 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 (Tn), 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

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

[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 Tn issu du modèle de culture.
- In5 compare la différence entre t et la date du début de campagne avec Tn.
- 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).

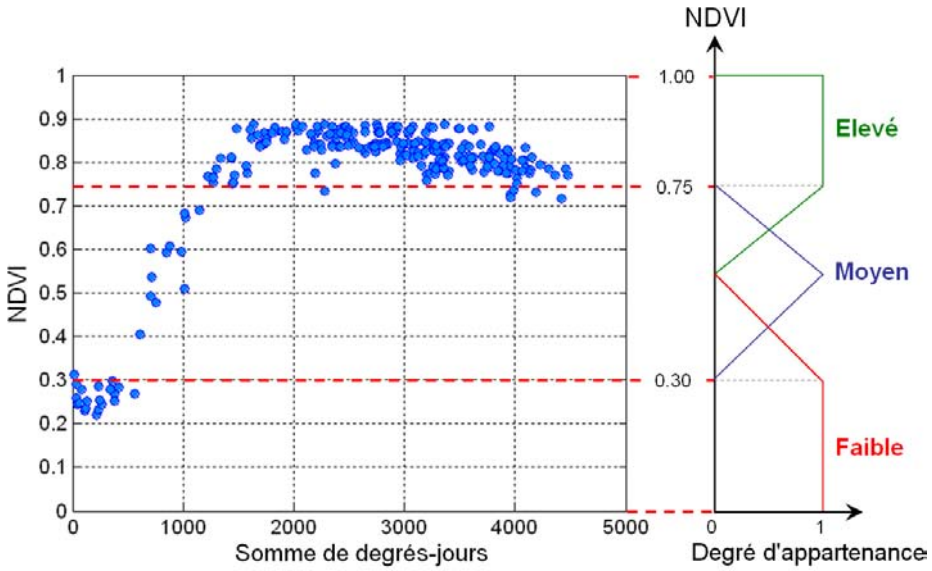


Figure 2 – Sous-ensembles flous du NDVI avec des profils de NDVI de plusieurs parcelles en fonction de la somme de degrés-jour.

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* :

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

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:

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

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 on 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 sous-ensembles flous 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.

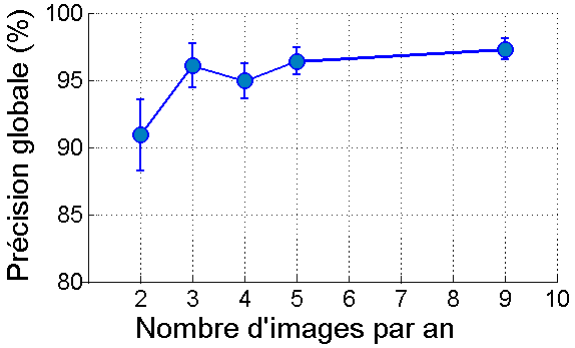


Figure 3 – Précision globale en fonction du nombre d'images par an.

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.

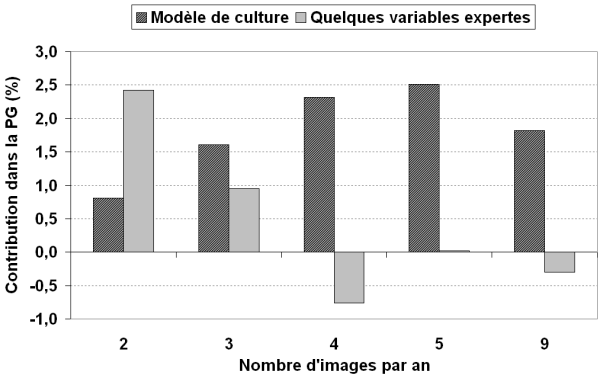


Figure 4 – Contribution du modèle de culture et de quelques variables expertes dans la précision globale.

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 multidate 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, La Habana, 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: copyrigth 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'Ile 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, "Multi-source information fusion in an expert system to map agricultural practices," submitted to *Agricultural Ecosystems & 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.