



Estimation de la biomasse de canne par modélisation et télédétection. Application à la Réunion

Julien Morel

► **To cite this version:**

Julien Morel. Estimation de la biomasse de canne par modélisation et télédétection. Application à la Réunion. Océanographie. Université de la Réunion, 2014. Français. <NNT : 2014LARE0021>. <tel-01155273>

HAL Id: tel-01155273

<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01155273>

Submitted on 26 May 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



**UNIVERSITÉ DE LA RÉUNION
U.F.R DE SCIENCES ET TECHNOLOGIES**

THÈSE

pour obtenir le grade de

Docteur de l'Université de la Réunion

Discipline : Agronomie

Présentée et soutenue publiquement

par

Julien Morel

Le 3 Juillet 2014

ESTIMATION DE LA BIOMASSE DE CANNE PAR MODELISATION ET TELEDETECTION.

Application à la Réunion.

JURY

M. Guérif – INRA – Directrice de recherche (HDR), France

M. Simoes – EMBRAPA – Chercheuse, Brésil

M. Petit – IRD – Directeur de recherche (HDR), France

P. Todoroff – Cirad – Chargé de recherche, La Réunion

A. Bégué – Cirad – Chargée de recherche (HDR), France

A. Sand – IRD – Chercheuse, La Réunion

T. Brou – Université de la Réunion – Professeur, La Réunion

B. Siegmund – eRcane – Directeur, La Réunion

Rapporteur

Rapporteur

Directeur de thèse

Examineur

Examineur

Examineur

Examineur

Invité



**UNIVERSITÉ DE LA RÉUNION
U.F.R DE SCIENCES ET TECHNOLOGIES**

THÈSE

pour obtenir le grade de

Docteur de l'Université de la Réunion

Discipline : Agronomie

Présentée et soutenue publiquement

par

Julien Morel

Le 3 Juillet 2014

ESTIMATION DE LA BIOMASSE DE CANNE PAR MODELISATION ET TELEDETECTION.

Application à la Réunion.

JURY

M. Guérif – INRA – Directrice de recherche (HDR), France

M. Simoes – EMBRAPA – Chercheuse, Brésil

M. Petit – IRD – Directeur de recherche (HDR), France

P. Todoroff – Cirad – Chargé de recherche, La Réunion

A. Bégué – Cirad – Chargée de recherche (HDR), France

A. Sand – IRD – Chercheuse, La Réunion

T. Brou – Université de la Réunion – Professeur, La Réunion

B. Siegmund – eRcane – Directeur, La Réunion

Rapporteur

Rapporteur

Directeur de thèse

Examineur

Examineur

Examineur

Examineur

Invité

Remerciements

En premier lieu, je souhaite remercier mon directeur de thèse, Michel Petit, pour la confiance qu'il m'a témoigné tout au long de cette thèse, pour les discussions toujours très constructives que nous avons pu avoir et pour ses conseils avisés.

Un grand merci à mes encadrants, Agnès Bégué, Pierre Todoroff, Valentine Lebourgeois et Jean-François Martiné pour m'avoir prodigué conseils et écoute tout au long du chemin sinueux de la thèse ! Merci Agnès pour ton écoute, ton soutien, ta gentillesse et tes suggestions toujours percutantes. Merci Pierre pour m'avoir accueilli au sein de l'équipe ARTISTS et pour m'avoir aidé à développer la rigueur nécessaire au travail de chercheur. Merci Valentine pour ton apport à mes connaissances en télédétection (et en prox-détection) et pour les séances de sauvetage sur ERDAS (un batch ? ah oui, c'est bien pratique un batch !). Merci JeF pour m'avoir enseigné les bases de l'agronomie de la canne à sucre, et pour avoir toujours répondu avec patience à mes (très) nombreuses questions sur MOSICAS, le seul, l'unique.

Merci à Nicolas Villeneuve de l'Université de la Réunion pour son enthousiasme et nos échanges qui, s'ils n'ont pas été nombreux, ont toujours été très enrichissants pour moi.

Je souhaiterais également remercier les membres de mon jury de soutenance de thèse, Martine Guérif, Margareth Simões, Aurélie Sand, Télésphore Brou et Bernard Siegmund, pour avoir accepté d'évaluer mes travaux de jeune chercheur et pour avoir traversé, pour certains, océans et continents afin d'être présents à la soutenance.

Sur la Ligne Paradis, je souhaiterais remercier l'ensemble des membres de l'équipe ARTISTS qui m'ont supporté (dans les deux sens du terme) pendant ces trois années et quelques mois. Merci Louis, Raymond et Jason pour m'avoir aidé à acquérir mon jeu de données de terrain, sous le soleil, dans les cannes, avec moustiques, guêpes et fourmis rouges pour vis-à-vis ! Merci à JB pour son soutien. Merci à mon adjudant-chef Lionel, pour m'avoir familiarisé avec le concept d'invariant temporel et pour avoir partagé avec moi les souvenirs de sa regrettée vie militaire. Merci à Mickaël pour ses coups de mains en informatique, dépannages de QGIS et autres écritures de scripts qui m'ont été fort utiles ! Merci à Hélène pour sa bonne humeur quotidienne et son soutien lors des dernières semaines de travail, à Elodie pour les remontages de moral et ses conseils d'ex-thésarde qui m'ont été bien utiles. Merci également à l'ex-ARTISTS Pauline, qui a eu le privilège douteux de partager le même bureau que moi et mes pétages de câbles.

Un grand merci à Frédéric et Sandrine pour m'avoir patiemment initié aux arcanes de R, outil statistique honni mais ô combien puissant.

A Montpellier, je tiens à vivement remercier Jean-Philippe Tonneau, directeur de l'unité TETIS, pour son accueil, sa disponibilité et ses conseils forts à propos lors de mes passages à la Maison de la Télédétection. Un grand merci à Peter (et Franzy), Xavier et Henri pour les échanges culinaires, tennistiques, et bien entendu, scientifiques, qui m'ont aidé à décompresser lors de mes derniers mois à Montpellier. Je souhaiterais également remercier ici les membres de l'UR AIDA de Montpellier, et notamment Florent pour ses encouragements, Brigitte, Anne-Laure et Liliane pour leur aide (toujours avec un sourire) dans la gestion de tous les aspects administratifs de cette thèse.

Que serait une thèse sans le soutien des ami(e)s? Un grand merci à Aline, Benjamin, Gilles, Greg et Chloe, JC, Jery, Matthieu, Nath, Stef, et Tanguy et Maelle, pour les encouragements, les sessions « décompression » en plein air, devant un bon plat et une bonne bouteille ou sur un *dancefloor* improvisé.

Merci également à la famille Massac, qui m'a permis de terminer cette thèse dans de bonnes conditions aussi bien à Montpellier qu'à la Réunion, et qui s'est retrouvée aux premières lignes pour affronter mes sautes d'humeur et mes doutes.

Merci Jean-Pierre et Suzel pour avoir été une seconde famille ici à la Réunion, sur laquelle j'ai toujours pu me reposer.

Un grand, grand merci à ma famille, à mes parents qui m'ont toujours témoigné de la confiance, et à mes sœurs pour leur présence que la distance n'affecte pas. Un grand merci à mon frère Etienne qui m'a déblayé la voie pour la recherche (entre autres voies) et à Zeina, avec une mention spéciale pour Alexander, nouveau venu dans la famille, qui a eu la bonne idée d'arriver en même temps que cette fin de thèse.

Et enfin, *last but not least*, un merci tout particulier à Isabelle pour sa confiance, son écoute et sa douceur.

Résumé

Dans un contexte de demande mondiale en sucre sans cesse croissante, l'estimation de la biomasse de canne à sucre dans les pays petits producteurs (dont la Réunion est un exemple) est un levier d'optimisation de la production et donc de pérennisation de la filière sucrière face à des géants tels le Brésil, l'Inde ou encore la Chine. L'objectif de cette thèse est d'explorer l'apport de la télédétection à l'estimation des rendements à l'échelle de la parcelle de canne à sucre à la Réunion. Nous avons organisé notre travail suivant deux grandes approches : d'une part une approche méthodologique, où nous explorons le couplage (réétalonnage et forçage) entre données de télédétection et modèles et d'autre part une approche opérationnelle où nous comparons trois méthodes d'estimation du rendement basées sur la télédétection : (1) les relations empiriques entre rendement et indices de végétation calculés à partir de données de télédétection, (2) les modèles d'efficience, faiblement paramétrés et donc aisément adaptables à différents types de cultures et (3) le forçage d'un modèle de croissance de la canne à sucre avec des données issues de télédétection

Le modèle de croissance utilisé est MOSICAS, adapté aux conditions de culture de la canne à sucre à la Réunion. Nos tests ont été réalisés sur soixante-trois parcelles situées sur deux exploitations agricoles présentant des conditions de croissance contrastées, ainsi que sur sept placettes expérimentales. Notre jeu de données était composé de données obtenues par télédétection (images SPOT4 & 5, données de capteurs infrarouges thermiques), ainsi que des données de rendement, des données climatiques, pédologiques et d'itinéraire technique (calendriers d'irrigation et dates de coupe).

L'approche méthodologique a montré que les données de télédétection apportaient une amélioration significative de l'estimation des rendements par le modèle MOSICAS au travers de la prise en compte de l'état réel de développement de la culture ou encore de l'amélioration des valeurs de paramètres du modèle. Nous avons notamment montré que le forçage apportait un gain de précision de 2.6 t ha^{-1} aux rendements estimés par le modèle. En outre, nous avons réétalonné le paramètre d'efficience de conversion du rayonnement en biomasse pour chaque variété étudiée. Enfin, nous avons déterminé une valeur optimisée de la réserve utile via la profondeur d'enracinement par réétalonnage en utilisant l'indice de stress hydrique CWSI comme variable d'ajustement.

Concernant l'approche applicative, nos résultats ont montré que les méthodes les plus complexes d'estimation du rendement n'offraient pas les meilleurs résultats en termes de précision. Nous recommandons l'utilisation de la méthode reposant sur une simple relation empirique entre le NDVI et le rendement pour l'élaboration d'un système opérationnel d'estimation de la production de la biomasse de canne à la Réunion.

Ces résultats offrent plusieurs perspectives : d'une part, une meilleure prise en compte de l'hétérogénéité des variétés cultivées à la Réunion en réétalonnant les paramètres clés du calcul de rendement pour chacune de ces variétés et tester différents scénarios d'implantation variétale selon les zones climatiques de l'île. De plus, la méthode d'estimation de la biomasse proposée ici peut être exportée à d'autres pays petits producteurs de canne à sucre, notamment avec la mise en place du système Sentinel-2 devant apporter, à terme, des images en accès libre à haute résolution spatiale.

Abstract

In the context of an increasing demand for sugar, the estimation of sugarcane biomass in smallholding farming countries (of which Reunion Island is an example) is an optimization lever of production and thus of sustainability for the sugar industry facing giants such as Brazil, India or China. The objective of this thesis is to explore the contribution of remote sensing for the estimation of sugarcane yields at field scale on Reunion Island. We organized our work in two main approaches: first, a methodological approach, where we explore the coupling (recalibration and forcing) between remote sensing data and modeling, and second, an operational approach where we compare three methods of yield estimation based on remote sensing : (1) empirical relationships between yield and vegetation indices computed from remote sensing data, (2) the efficiency models, with a low number of parameters and thus easily adaptable to different types of crops and (3) forcing a sugarcane crop growth model with data derived from remote sensing.

The MOSICAS sugarcane dedicated crop model, which is adapted to the cropping conditions of Reunion Island, was used. Our tests were made on sixty three fields located on two contrasted in-farm sites, and on seven plots located on an experimental site. Our dataset was composed of remote sensing data (SPOT4 & 5 images and thermal infrared data), yield data, climatic data, soil data and cropping practices data (irrigation schedules and harvest dates).

Concerning the methodological approach, obtained results showed that remote sensing data, through a better inclusion of the actual state of development of the crop or an optimized parameterization of the model, results in a significant enhancement of the estimation of the yield by the MOSICAS model. In particular, we showed that forcing the model resulted in a gain of accuracy of 2.6 t ha^{-1} . We also recalibrated the radiation use efficiency parameter for each studied cultivar. Finally, we determined an optimized value of the rooting depth parameter using recalibration and the water stress index CWSI as an adjustment variable.

Concerning the application approach, our results also showed that the more complex methods of yield estimation do not provide the best results when considering the precision. We therefore recommend using the simple empirical relationship between yield and vegetation indices for the estimation of the sugarcane biomass on Reunion Island.

These results offer several prospects: firstly, a better inclusion of the heterogeneity of cultivars used on Reunion Island by recalibrating the key parameters of the yield computation for each of these cultivars in order to test various scenarios of cultivar implantation as a function of climatic zones of the island. The estimation method selected here should also be exported to other sugarcane smallholder countries, particularly with introduction of the Sentinel-2 system to provide open access and high spatial resolution images.

Table des matières

Remerciements	2
Résumé	4
Abstract	5
Table des matières	6
Liste des acronymes	8
Liste des figures	10
Liste des tableaux.....	12
Introduction	13
Canne à sucre et estimation de la biomasse par télédétection	17
<i>I – La canne à sucre</i>	<i>17</i>
1.1 – Le contexte mondial	17
1.2 – Agronomie de la canne à sucre.....	19
1.3 – La filière de la canne à sucre à la Réunion.....	21
<i>II – Télédétection et estimation de biomasse.....</i>	<i>26</i>
II.1 – La télédétection pour le suivi de la végétation	26
II.2 – Les méthodes d'estimation de la biomasse par télédétection.....	27
Matériel et méthodes	37
<i>I – Les sites d'étude.....</i>	<i>37</i>
1.1 – La localisation des sites	37
1.2 – La localisation des parcelles	38
<i>II – Données de terrain</i>	<i>41</i>
II.1 – Les données environnementales	41
II.2 – Les données d'itinéraire technique.....	44
II.3 – Les mesures sur le terrain	45
<i>III – Les données radiométriques.....</i>	<i>48</i>
III.1 – Les images SPOT4 et SPOT5.....	48
III.2 – Les mesures de température de surface	51
<i>IV – Les modèles d'estimation du rendement de la canne à sucre</i>	<i>52</i>
IV.1 – Le modèle empirique d'intégrale de NDVI	52
IV.2 – Le modèle d'efficacité de la canne à sucre	52

IV.3 – Le modèle de croissance de la canne à sucre MOSICAS	53
V – Couplage des données	57
V.1 – Les méthodes de forçage	57
V.2 – Les méthodes de réétalonnage	57
Principaux résultats.....	60
<i>I – Réétalonnage du paramètre de profondeur d'enracinement de MOSICAS à l'aide d'un indice de stress hydrique.....</i>	<i>60</i>
<i>II – Couplage de MOSICAS avec des séries temporelles d'efficience d'interception dérivées de données de télédétection</i>	<i>61</i>
<i>III – Vers un système d'estimation du rendement de la canne à sucre basé sur la télédétection</i>	<i>64</i>
Conclusion et perspectives	68
<i>I – Discussion et conclusion</i>	<i>68</i>
<i>II – Perspectives.....</i>	<i>70</i>
Références bibliographiques	73
Articles.....	83
Annexes	130

Liste des acronymes

Organismes

ARER	Agence régionale énergie Réunion
Cirad	Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement
CNES	Centre national d'études spatiales
CTICS	Comité technique interprofessionnel de la canne et du sucre de l'île de la Réunion
DAAF	Direction de l'alimentation, de l'agriculture et de la forêt
FAO	<i>Food and Agriculture Organization</i>
INRA	Institut national de la recherche agronomique
IRD	Institut de recherche pour le développement
SEAS-OI	Surveillance de l'environnement assistée par satellite – Océan Indien

Modèles

APSIM	<i>Agricultural productions systems simulator</i>
CERES	<i>Crop environmental resources synthesis</i>
KM	Modèle d'efficience de Kumar-Monteith
MOS-CF	MOSICAS avec forçage complet des valeurs de ε_i
MOSICAS	Modèle de simulation de croissance de la canne à sucre
MOS-PF	MOSICAS avec forçage partiel des valeurs de ε_i
MOS-RAW	MOSICAS sans forçage

Paramètres

ε_b	Efficience de conversion du rayonnement en biomasse aérienne sèche utilisée dans le modèle de Kumar-Monteith (g MJ^{-1})
ε_c	Indice d'efficience climatique
P_{rac}	Profondeur d'enracinement utilisée par MOSICAS (cm)
RUE_m	Efficience de conversion du rayonnement en biomasse totale sèche utilisée par MOSICAS (g MJ^{-1})

Variables

CWSI	<i>Crop water stress index</i>
ε_i	Indice d'efficience d'interception du rayonnement par un couvert végétal
ETM	Evapotranspiration maximale (mm)
ETP	Evapotranspiration potentielle (mm)
ETR	Evapotranspiration réelle (mm)
fIPAR	<i>fraction of Intercepted Photosynthetically Active Radiation</i>
IV	Indices spectraux de végétation
LAI	<i>Leaf area index</i>
ms	Matière sèche totale (g m^{-2})
msa	Matière sèche aérienne (g m^{-2})

NDVI	<i>Normalized difference vegetation index</i>
PAR	Rayonnement photosynthétiquement actif (MJ m^{-2})
PAR_i	Rayonnement photosynthétiquement actif intercepté (MJ m^{-2})
R_g	Rayonnement global (MJ m^{-2})

Liste des figures

Figure 1. Demande mondiale de sucre en milliers de tonnes et croissance démographique (*estimation). Source : F.O. Licht (2013).	17
Figure 2. Evolution de la production mondiale de sucre et des productions de sucre de canne et de betterave en milliers de tonnes de sucre brut (*estimation). Source : F.O. Licht (2013).....	18
Figure 3. Bagasse de canne à sucre. Crédit photo : National Renewable Energy Laboratory (2014). ..	19
Figure 4. Répartition de la culture de la canne à sucre. Source : UNICA et Apex-Brasil (2014).	19
Figure 5. Schéma botanique de la canne à sucre. Source : Soopramanien (2000).....	20
Figure 6. Cycle cultural et stades phénologiques de la canne à sucre. (a) bouture, (b) débourrement des bourgeons et développement des racines, (c) début du tallage, (d) croissance végétale, (e) début de la maturation, (f) teneur optimale en saccharose, (g) récolte, (h) levée des repousses. Source : Cheavegatti-Gianotto et al. (2011).....	21
Figure 7. Evolution des surfaces cultivées et des rendements de la canne à sucre à la Réunion. Source : CTICS (2012).....	22
Figure 8. Modes d'irrigations de la canne à sucre à la Réunion. Source : DAAF (2013).	22
Figure 9. Répartition des différentes variétés de canne à sucre cultivées à la Réunion. Source : Poser (2013).	23
Figure 10. Répartition des bassins de production de canne à sucre à la Réunion.....	24
Figure 11. Schéma simplifié du processus de calcul d'un modèle de croissance végétale. Adapté de Delécolle et al. (1992).....	32
Figure 12. Principe de forçage partiel (a) et complet (b) de la variable d'état ε_i . Adapté de Delécolle et al. (1992).	34
Figure 13. Principe du réétalonnage. Adapté de Delécolle et al. (1992).	34
Figure 14. Principe de l'assimilation séquentielle. Adapté de Dorigo et al. (2007).	35
Figure 15. Carte de la Réunion et répartition des sites utilisés dans l'étude. Fond d'image : ©IGN – BD ORTHO®.....	37
Figure 16. Champs du site du Nord de l'île et stations météo. Fond d'image : ©IGN – BD ORTHO®....	38
Figure 17. Champs du site du Sud de l'île et stations météo. Fond d'image : ©IGN – BD ORTHO®.....	39
Figure 18. Localisation des placettes expérimentales suivies. Crédit photo : Lebourgeois (2008).....	39
Figure 19. Comparaison des précipitations mensuelles cumulées pour les sites Nord (à gauche) et Sud (à droite), pour les années 2010, 2011 et 2012.....	41
Figure 20. Comparaison des températures minimales et maximales, de l'évapotranspiration potentielle et du rayonnement global journaliers pour les sites Nord (à gauche) et Sud (à droite), pour les années 2010, 2011 et 2012.	42
Figure 21. Carte des réserves utiles des champs du site Nord. Extrait de Raunet (1991).	43
Figure 22. Carte des réserves utiles des champs du site Sud. Extrait de Raunet (1991).	43
Figure 23. Nombre moyen et écart-type de repousses pour chaque site et chaque année.	45
Figure 24. Localisation des champs utilisés pour les mesures d'efficacité d'interception. Fond d'image : ©IGN – BD ORTHO®.	46

Figure 25. Ceptomètre « Accupar LP-80 » et capteur externe.	47
Figure 26. Mesures de l'efficacité d'interception.....	47
Figure 27. PAR incident et PAR transmis.	47
Figure 28. Moyennes et écarts-types de l'indice d'efficacité d'interception ε_i mesuré sur la parcelle 7-570, voir Figure 24.	48
Figure 29. Acquisition d'images SPOT4 (losanges bleus) et SPOT5 (cercles jaunes). Les rectangles verts symbolisent les périodes de récolte.	48
Figure 30. Image du 30/05/2011 en mode multispectrale (à gauche) et en valeurs de NDVI (à droite). Les pixels clairs de l'image NDVI indiquent une forte activité chlorophyllienne. Source : Kalideos, base Isle-Reunion.	49
Figure 31. Exemple de profil temporel du NDVI d'une parcelle du site Sud pour trois années consécutives. Les traits noirs en tirets symbolisent la date de coupe. Les carrés représentent l'acquisition d'une image SPOT4 et les ronds, l'acquisition d'une image SPOT5.	49
Figure 32. Exemple d'évolution du NDVI décrite par le modèle d'interpolation pour une parcelle du site Sud.	50
Figure 33. Mesures de ε_i en fonction du NDVI. Les valeurs de NDVI sont obtenues à partir du modèle d'interpolation.	51
Figure 34. Régression linéaire entre le rendement et la matière sèche totale simulés par le modèle MOSICAS à la récolte.	53
Figure 35. Schéma simplifié des principaux flux et processus de MOSICAS. « Rg » correspond au rayonnement global, « ETP » à l'évapotranspiration potentielle. Adapté de Martiné (2003).	54
Figure 36. Représentation d'une couche de sol avec ses trois niveaux d'eau caractéristiques. Adapté de Martiné (2003).	55
Figure 37. Principe du réétalonnage de P_{rac}	58
Figure 38. Evolution de la RMSE entre le CWSI mesuré et celui calculé. Le cercle orange représente la valeur initiale de P_{rac} , le cercle vert, la valeur optimisée.	60
Figure 39. Comparaison des rendements simulés et observés.	61
Figure 40. Rendements observés en fonction des rendements simulés par a) MOS-RAW, b) MOS-PF et c) MOS-CF. Les losanges bleus représentent les parcelles pluviales, les carrés orange représentent les parcelles irriguées. La valeur de ε_b est 3.22 g MJ^{-1}	62
Figure 41. RMSE et R^2 de MOS-CF pour les différentes valeurs de RUE_m optimisées.	64
Figure 42. Comparaison de la précision des modèles pour l'estimation du rendement. Les cercles bleus représentent les parcelles du site Nord, les triangles verts représentent les parcelles du site Sud.	65
Figure 43. Influence de la date de prévision du rendement.	67

Liste des tableaux

<i>Tableau 1. Exemples d'indices de végétation.</i>	<i>26</i>
<i>Tableau 2. Récapitulatif des parcelles utilisées dans l'étude.</i>	<i>44</i>
<i>Tableau 3. Rendements moyen, minimal et maximal et écart type pour chaque site et chaque année.</i>	<i>46</i>
<i>Tableau 4. Récapitulatif des variables assimilées et des paramètres réétabonnés.</i>	<i>57</i>
<i>Tableau 5. Valeurs de RUE_m réétabonnées pour MOS-CF en fonction du site, de la variété et du nombre de cycles de repousse.</i>	<i>63</i>

Introduction

La production de canne à sucre à travers le monde connaît depuis plusieurs décennies une augmentation, notamment pour répondre à la demande sans cesse croissante de sucre liée à l'accroissement de la population mondiale et de la consommation, toutes deux tirées par les économies émergentes. Plusieurs pays ont su profiter de cet engouement pour la canne, notamment le Brésil, l'Inde et la Chine. Face à ces géants, les petits producteurs de canne à sucre que l'on retrouve dans les pays tels que ceux du groupe des Etats d'Afrique, des Caraïbes et du Pacifique (ACP) peinent à assurer leur survie, pourtant essentielle dans la vie économique de ces pays. Récemment, la plainte déposée par l'Australie, le Brésil et la Thaïlande a remis en cause les conditions préférentielles de rachat du sucre produit par ces pays par l'Union Européenne, augmentant d'autant la fragilité des petits producteurs. Afin de renforcer les filières cannières de ces pays, une augmentation de la production et une diversification des usages de la canne sont nécessaires.

Dans ce contexte, la Réunion fait figure de cas d'école. La canne à sucre y est une culture de première importance. Elle est cultivée depuis plus de deux siècles sur l'île pour produire du sucre et, dans une moindre mesure, du rhum. D'après des chiffres disponibles sur le site de la DAAF¹ de la Réunion, elle représente près de 60% des surfaces agricoles de l'île. Près de 10500 personnes sont employées par les exploitations de canne à sucre de l'île. En outre, depuis une vingtaine d'années, la canne à sucre participe à la production énergétique de l'île avec la combustion de la bagasse, résidu fibreux issu du broyage de la canne lors de la récupération du sucre. Enfin, la filière « canne » représente près du tiers des revenus de la filière agricole de l'île au travers de la production de sucre, de rhum et de bagasse.

La préservation et le développement de la filière « canne » réunionnaise revêt donc un caractère à la fois économique, environnemental et sociétal. Plusieurs leviers sont à notre disposition pour renforcer la filière canne de la Réunion. D'une part, une sélection variétale favorisant les cannes les plus productives. D'autre part, la mise au point d'itinéraires techniques (apports d'eau et de nutriments, gestion des attaques de ravageurs et des maladies, mise en place de scénarios de production de biomasse à l'échelle régionale en prenant en compte les spécificités de différentes variétés, etc.) optimisés. Un dernier levier d'optimisation réside dans une meilleure gestion des récoltes et des traitements des cannes. La mise au point d'itinéraires techniques optimisés et la meilleure gestion de la récolte et du traitement des cannes passent par une estimation précise des tonnages à l'échelle parcellaire.

A la Réunion comme dans les pays de l'ACP, l'exercice de l'estimation de la production de biomasse de canne est rendu difficile par l'hétérogénéité des pratiques de culture des nombreuses petites parcelles, de taille souvent inférieure à l'hectare. A la Réunion, cette difficulté est renforcée par des gradients climatiques marqués. Plusieurs méthodes sont actuellement utilisées sur l'île : d'une part les enquêtes auprès des agriculteurs, qui déclarent leurs estimations de production à l'échelle de leur exploitation, et d'autre part des prélèvements réalisés sur une soixantaine de parcelles témoins réparties sur l'ensemble de l'île, à partir desquels sont extrapolés les tonnages à l'échelle de l'île.

¹ DAAF : Direction de l'Alimentation, de l'Agriculture et de la Forêt de la Réunion. Les chiffres sont disponibles à l'adresse suivante : www.daf974.agriculture.gouv.fr/Canne-a-sucre

Enfin le modèle de croissance de la canne à sucre MOSICAS est utilisé pour estimer le rendement à l'échelle des cinq bassins de productions de l'île sur la base de données climatiques, pédologiques et variétales. Cependant, toutes ces méthodes ont des limitations liées à un manque d'objectivité et/ou d'exhaustivité. En outre, ces méthodes n'offrent pas de solution pour une estimation de rendement à l'échelle de la parcelle, qui assurerait une estimation plus précise de la biomasse de canne à récolter. L'utilisation d'un modèle souffre notamment du manque de données d'entrée spatialisées (en particulier les pratiques culturales en tout point de l'espace, mais aussi une connaissance fine des conditions environnementales), et de la difficulté à modéliser certains accidents de croissance (maladies, impact d'un cyclone...). La télédétection fournit quant à elle des données spatiales représentatives de l'état de développement des couverts végétaux qui intègrent les conditions de culture et environnementales propres à chaque parcelle. De plus, l'utilisation de séries temporelles d'images apporte une dimension dynamique qui permet de suivre l'évolution de l'état des cultures dans le temps. De fait, de nombreuses études ont déjà souligné le potentiel de la télédétection pour l'estimation de la production de biomasse. Cependant, en comparaison aux grandes cultures céréalières, peu d'études ont porté sur la canne à sucre, et ce pour diverses raisons : la recherche agronomique sur la canne est principalement menée dans des organismes techniques peu enclins à la publication scientifique, et le calendrier cultural de la canne à sucre, avec des périodes de récolte qui s'étendent sur quelques mois, voire sur l'année entière, nécessite l'utilisation d'un grand nombre d'images à résolution décimétrique pour capter la variabilité spatio-temporelle de la culture.

Compte-tenu de ce contexte scientifique et géographique, l'objectif de cette thèse est de comparer différentes méthodes d'estimation de la production de biomasse de canne fondées sur la télédétection, afin d'explorer différentes solutions, à court et moyen termes, d'estimation de la production de biomasse de canne à l'échelle parcellaire et applicable sur de grands territoires (l'île de La Réunion dans cette étude). Pour atteindre cet objectif, nous avons organisé notre travail suivant deux grandes approches. D'abord, une approche méthodologique : comment améliorer les estimations spatialisées de rendement de la canne à partir d'un modèle de culture et de données de télédétection ? Pour cela, nous avons exploré différentes voies de couplage entre données de télédétection et modélisation. Puis, une approche à visée applicative : quelle stratégie adopter pour estimer le rendement cannier à l'échelle de l'île à partir données de télédétection ? Pour répondre à cette question, nous avons évalué en conditions réelles différents modèles d'estimation du rendement, de la simple fonction de transfert au couplage de données de télédétection avec un modèle de culture.

Dans l'approche méthodologique, nous avons exploré deux pistes. La première repose sur le couplage du modèle de culture MOSICAS et de données multispectrales du satellite SPOT afin de mieux prendre en compte l'hétérogénéité spatiale et temporelle du développement végétatif des cultures par une meilleure description de l'efficacité d'interception du rayonnement dans le modèle. La seconde piste est fondée sur le couplage du modèle de culture MOSICAS et de données infrarouge thermiques acquises en proxi-détection sur un site expérimental pour mieux paramétrer le sol dans le modèle et ainsi améliorer la représentativité des conditions hydriques des cultures.

Concernant la première piste, nous avons utilisé le lien existant entre l'indice spectral de végétation NDVI² et l'efficacité d'interception ϵ , afin de constituer des séries temporelles de ce dernier indice.

² NDVI : *Normalized Difference Vegetation Index*.

L'idée est ici de déterminer dans quelle mesure l'intégration de données représentatives de l'état de développement des cultures apporte une amélioration de la précision de l'estimation du rendement par le modèle. Les résultats obtenus lors de cette étude ont pu être valorisés par un article accepté pour publication dans la revue « *European Journal of Agronomy* » (ci-après mentionné comme étant l'article numéro 1).

Morel, J. ; Bégué, A. ; Todoroff, P. ; Martiné, J.F. ; Lebourgeois, V. ; Petit, M. « *Coupling a sugarcane crop model with the remotely sensed time series of fIPAR to optimise the yield estimation* », accepté le 27/05/2014 pour publication dans la revue *European Journal of Agronomy*.

Dans la seconde piste, nous avons utilisé un jeu de données acquis dans le cadre du projet AgriDrone (Lebourgeois *et al.* 2010) pour tester le réétalonnage du paramètre de profondeur d'enracinement de MOSICAS à partir de données infrarouge thermiques. Les résultats ont été valorisés par une communication lors du congrès « *Geoscience and Remote Sensing Symposium* » (IGARSS) qui s'est tenu à Melbourne, Australie, en juillet 2013 et publiée dans les comptes-rendus de ce congrès (ci-après mentionnée comme étant l'article numéro 2).

Morel, J. ; Lebourgeois, V. ; Martine, J.F. ; Todoroff, P. ; Bégué, A. ; Petit, M. « *Recalibrating a sugarcane crop model using thermal infrared data* », *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2013 IEEE International, 21-26 July 2013, 2013; pp 2806-2809.

Dans l'approche de recherche appliquée, nous avons comparé trois méthodes d'estimation du rendement parcellaire basées sur la télédétection, ceci afin de proposer des pistes pour la mise en place d'un système opérationnel. Nous avons comparé ces méthodes suivant leur précision d'estimation, leur capacité à prédire le rendement plus ou moins précocement et leur complexité de paramétrage. Ces résultats ont été valorisés avec une publication soumise au journal « *Remote Sensing* » (ci-après mentionné comme étant l'article numéro 3) :

Morel, J. ; Todoroff, P. ; Bégué, A. ; Bury, A. ; Martiné, J.F. ; Petit, M. « *Toward a satellite-based system of sugarcane yield estimation and forecasting in smallholder farming conditions: a case study on Reunion Island* », soumis le 05/05/2014 à la revue *Remote Sensing*.

Pour mener à bien ces recherches, nous avons sélectionné soixante-trois parcelles réparties sur trois cycles de récolte (en 2010, 2011 et 2012) et sur deux sites présentant des conditions climatiques et d'itinéraires techniques contrastées. Cinquante-six images satellites SPOT4 & 5 ont été acquises via le portail Kalideos (De Boissezon *et al.* 2010) et traitées afin d'en extraire des informations sur l'état de développement des cultures. Les données climatiques journalières des sites ont été centralisées et traitées pour l'ensemble des trois années. Les données d'itinéraire technique et de rendement de chaque parcelle ont été récupérées directement auprès des agriculteurs. Des mesures de terrain ont été réalisées sur cinq parcelles pour lier des variables biophysiques (efficacité d'interception notamment) à l'indice de végétation NDVI calculé à partir des données satellitaires. En complément à ce jeu de données, nous avons utilisé des mesures effectuées en 2007 et 2008 sur sept placettes situées sur un site expérimental par Lebourgeois *et al.* (2010).

Le présent manuscrit synthétise les résultats obtenus au cours de cette thèse et est composé de quatre chapitres. Dans le premier chapitre, nous dressons un état de l'art sur la canne à sucre et les méthodes d'estimation de la biomasse par télédétection. Dans le second chapitre, nous présentons

en détail les données et les méthodologies utilisées. Le troisième chapitre présente sous forme résumée les principaux résultats obtenus, résultats qui ont fait l'objet de trois articles reproduits en annexe. En conclusion (quatrième chapitre), après une discussion générale nous dressons les perspectives de recherche issues de ce travail.

Canne à sucre et estimation de la biomasse par télédétection

La première partie de ce chapitre consiste en une présentation de la canne à sucre, de ses utilisations à l'échelle mondiale et à la Réunion. Dans la seconde partie, nous présentons un état de l'art sur les méthodes d'estimation du rendement de culture à partir de données de télédétection.

I – La canne à sucre

I.1 – Le contexte mondial

La canne à sucre est une graminée tropicale dont la culture est largement répandue, avec environ 25 Mha dédiés à la production de cette poacée à travers le monde en 2012 (FAO 2014). Elle présente de multiples intérêts économiques, puisqu'elle est cultivée aussi bien pour le sucre contenu dans ses tiges que pour les coproduits issus de son traitement, comme la bagasse, utilisée pour produire de l'électricité, les écumes, riches en chaux et servant d'amendement pour les parcelles proches de l'usine, ou encore la mélasse, recyclée pour produire du rhum ou des aliments pour bétail.

I.1.1. Une demande croissante en sucre

La production de sucre suit l'évolution de la demande qui a été multipliée par 4 depuis les années 1960 (voir Figure 1), aussi bien à cause de l'augmentation de la population mondiale qu'à cause de l'augmentation de la consommation moyenne, tirée par les pays en développement.

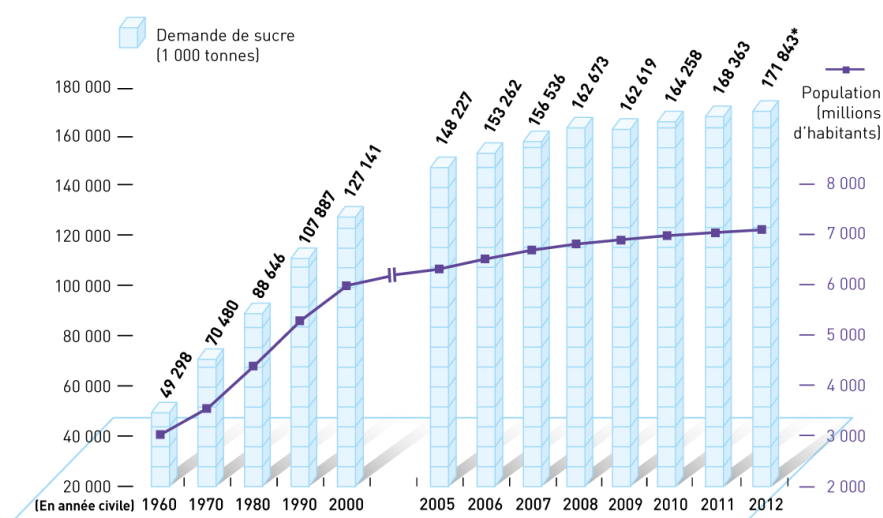


Figure 1. Demande mondiale de sucre en milliers de tonnes et croissance démographique (*estimation). Source : F.O. Licht (2013).

La réponse à cette demande croissante a été assurée essentiellement par la canne à sucre et, dans une moindre mesure, par la betterave (Figure 2). Pour la période 2010-2011, on estime la production mondiale de sucre à 166 Mt, dont 32 Mt proviennent de la betterave et 134 Mt proviennent de la canne à sucre, soit 80% du sucre produit. Au début des années 1960, la canne à sucre représentait seulement 58% de la production mondiale de sucre.

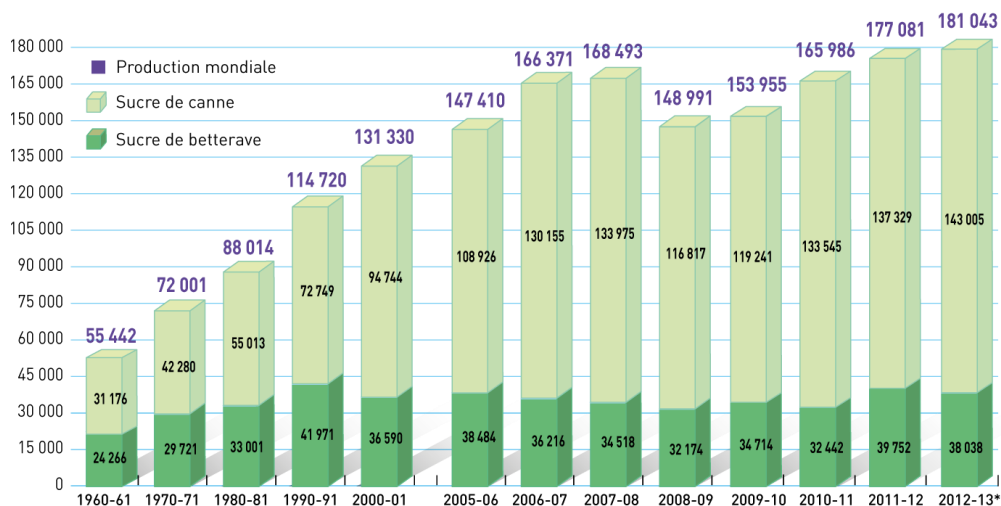


Figure 2. Evolution de la production mondiale de sucre et des productions de sucre de canne et de betterave en milliers de tonnes de sucre brut (*estimation). Source : F.O. Licht (2013).

Les principaux pays producteurs de canne à sucre sont, par ordre décroissant, le Brésil, l'Inde, la Chine, les Etats-Unis et la Thaïlande. En France, la production de sucre est assurée à la fois par la betterave et la canne à sucre. La culture de canne à sucre est répartie dans 3 régions d'outre-mer : la Guadeloupe et la Martinique aux Antilles, et la Réunion dans l'Océan Indien. Sur la période 2012-2013, la canne a représenté environ 12% de la production totale de sucre en France, avec environ 432200 t de sucre produit. Cette production est limitée à un certain quota par l'Europe pour chaque campagne.

I.1.2.– Un gisement d'énergie verte

Depuis maintenant plus de 40 ans, la canne à sucre connaît un intérêt énergétique, avec la production de bioéthanol de première et seconde générations, ou encore à travers la combustion des fibres lignocellulosiques contenues dans la biomasse de la canne.

I.1.2.1 – Du sucre pour du bioéthanol

Le bioéthanol est un carburant destiné aux moteurs à essence. Il est obtenu à partir de l'amidon et du saccharose contenu dans différents végétaux, utilisé en complément ou en substitut à l'essence classique (Dantas *et al.* 2013). Entre 2000 et 2007, la production mondiale de bioéthanol a triplé (Demirbas 2009). Les deux producteurs principaux sont les Etats-Unis et le Brésil, qui totalisent à eux seuls près de 90% de la production mondiale (Zuurbier et van de Vooren 2008). Si les Etats-Unis produisent du bioéthanol à partir du maïs, au Brésil, cette production est assurée par la canne à sucre.

I.1.2.2 – La bagasse et ses utilisations énergétiques

La bagasse est un résidu obtenu après broyage des tiges de canne (Figure 3) principalement composé d'eau (48 à 52%), de fibres lignocellulosiques (43 à 52%) et, dans une moindre mesure, de matière sèche soluble (Pouzet 2011). La quantité de bagasse obtenue lors de l'extraction du sucre dépend de la variété (le taux de fibre, propre à chaque variété, conditionne la quantité de bagasse produite), des conditions de culture (l'itinéraire technique modulant le taux de fibre) et de la méthode de récolte, selon laquelle la quantité de biomasse résiduelle incorporée dans les chargements varie. Bien que la bagasse soit traditionnellement utilisée comme fourrage, la pression induite par la diminution des ressources en énergies fossiles a amené à une réorientation énergétique de son utilisation. La

principale technique de production énergétique utilisant la bagasse est la cogénération. Au cours de ce procédé, la chaleur dégagée par la combustion de la bagasse est utilisée pour produire de l'électricité. Ce procédé est largement utilisé par les usines sucrières pour produire l'énergie nécessaire au traitement de la canne et au raffinage du sucre. Bien souvent, l'énergie électrique générée est supérieure aux besoins de l'usine, et est alors diffusée sur le réseau de distribution électrique. L'intérêt pour la bagasse comme source d'énergie amène également à étudier plus en détail les interactions phénotypes/génotypes afin de mieux cerner les mécanismes gouvernant la production de fibres et leurs qualités énergétiques (Gouy *et al.* 2013).



Figure 3. Bagasse de canne à sucre. Crédit photo : National Renewable Energy Laboratory (2014).

D'autres voies de production énergétique sont envisagées pour la bagasse à travers les biocarburants de seconde génération : ainsi la cellulose contenue dans la bagasse peut être dégradée en éthanol par hydrolyse ou gazéification (voir les études de Dias *et al.* 2009 ou de Deshmukh *et al.* 2013).

I.2 – Agronomie de la canne à sucre

La culture de la canne à sucre est originaire de Papouasie (Warner 1962). Elle s'est progressivement répandue vers l'Ouest, au gré des empires et des conquêtes, au point d'être aujourd'hui présente sur 4 des 5 continents (Figure 4), cultivée entre +35° et -35° de latitude. La température est le principal facteur limitant la culture de la canne dans des zones d'altitude ou à des latitudes élevées, le gel étant létal pour la plante (Fauconnier et Bassereau 1970).

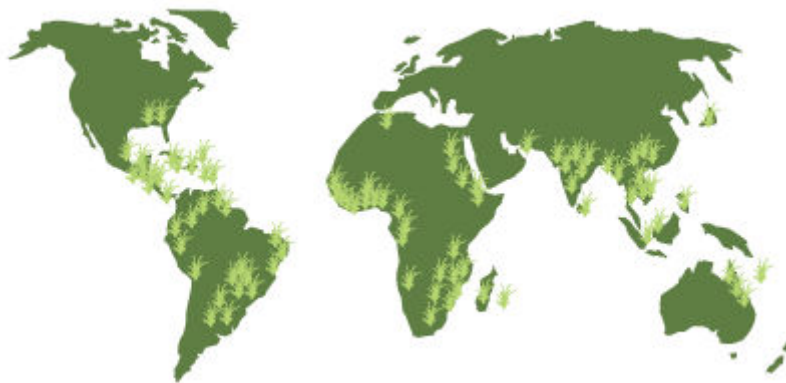


Figure 4. Répartition de la culture de la canne à sucre. Source : UNICA et Apex-Brasil (2014).

La canne à sucre est une herbe géante, de morphologie comparable au maïs ou au sorgho. Le système racinaire fibreux est surmonté d'une touffe de tiges, ou talles (Figure 5). Chaque tige mesure entre 2 et 4 mètres et est composée d'une succession de nœuds et entre-nœuds, ces derniers constituant la zone de stockage des sucres produits par la plante. Les feuilles, insérées sur les nœuds, se composent d'une gaine entourant la tige et d'un limbe. Les ouvrages de références sur l'anatomie de la canne à sucre sont ceux de van Dillewijn (1952) et, plus récemment, Clements (1980).

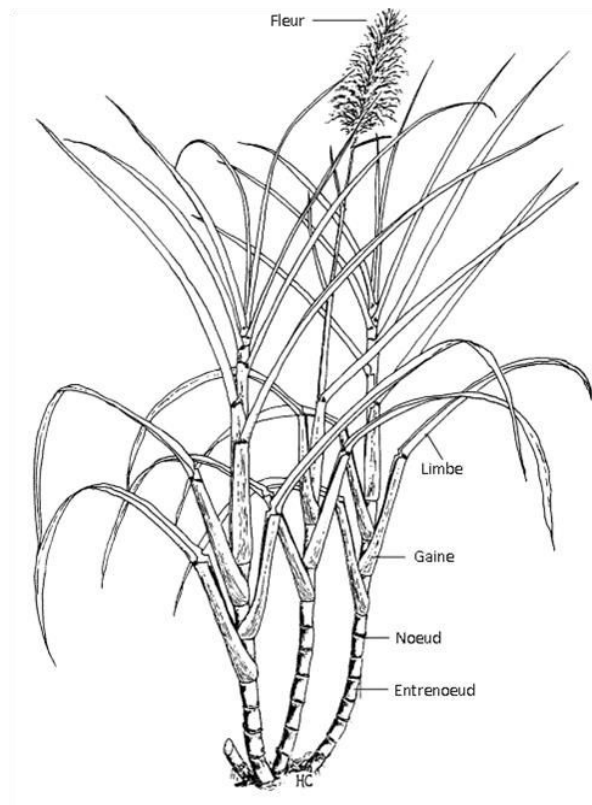


Figure 5. Schéma botanique de la canne à sucre. Source : Soopramanien (2000).

Le cycle de culture de la canne à sucre est dit semi-pérenne, car il s'étale sur des périodes assez longues, variant généralement entre 6 et 7 ans. La plantation marque le début du cycle de culture. Le sol, après avoir été labouré, est sillonné sur environ 30 cm de profondeur puis fertilisé. La plantation à proprement parler est réalisée en déposant des fragments de tiges, ou boutures, dans les sillons, puis en les recouvrant de terre.

Le cycle de développement végétatif se découpe en 4 phases principales, et commence par le débourrement des bourgeons et le développement des racines. S'ensuit la levée et le début du tallage, la croissance végétative et, finalement, la maturation (Figure 6).

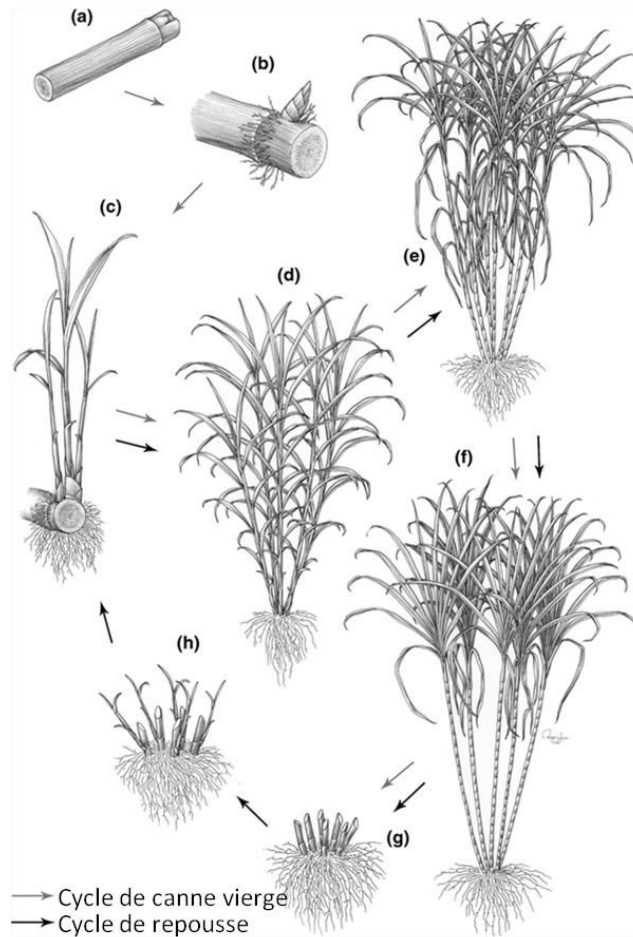


Figure 6. Cycle cultural et stades phénologiques de la canne à sucre. (a) bouture, (b) débourrement des bourgeons et développement des racines, (c) début du tallage, (d) croissance végétale, (e) début de la maturation, (f) teneur optimale en saccharose, (g) récolte, (h) levée des repousses. Source : Cheavegatti-Gianotto et al. (2011).

Le cycle de récolte de la canne est généralement annuel. La récolte à proprement parler a lieu à la fin de la période de maturation, laquelle s'étend généralement sur 5 à 6 mois suivant les conditions pédoclimatiques (Pouzet 2011). Durant cette phase, la plante subit des stress hydriques et/ou thermiques favorisant l'accumulation du sucre dans les tiges au détriment de la production de biomasse fibreuse. La récolte est le délimiteur de cycles de cultures de champs de canne. Tout cycle débutant par une plantation est appelé « vierge » (*plant crop* en anglais), tous les cycles suivants sont appelés « repousses » (*ratoon* en anglais).

Le rendement en canne correspond au poids en matière fraîche des tiges récoltées. Le rendement en sucre est quant à lui calculé en fonction du rendement en canne et de la richesse (teneur en sucre) moyenne des tiges récoltées. Afin d'assurer le maintien de productivité des champs de canne, une replantation doit être assurée toutes les 5 à 6 repousses, une baisse des rendements étant observée de récolte en récolte (Pouzet 2011).

I.3 – La filière de la canne à sucre à la Réunion

La canne à sucre est fortement ancrée dans l'histoire réunionnaise. Cultivée depuis la fin du XVIII^{ème} siècle, elle a remplacé les cultures de caféiers, trop fragiles face aux cyclones frappants périodiquement l'île. Aujourd'hui, la canne à sucre est un pilier de l'agriculture réunionnaise, avec en

2011, une surface de plus de 24000 ha dédiée à sa culture, soit près de 60% de la surface agricole utilisée de la Réunion (DAAF (2013) ; Figure 7).

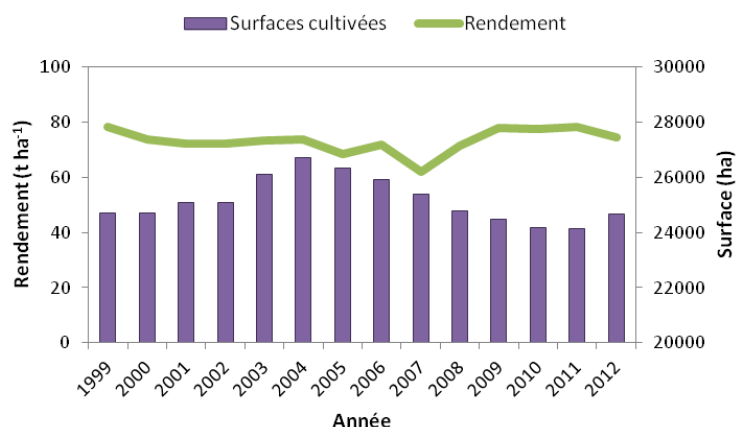


Figure 7. Evolution des surfaces cultivées et des rendements de la canne à sucre à la Réunion. Source : CTICS (2012).

Les champs de canne sont situés en majorité sur les pentes de l'île, entre 0 et 900 mètres d'altitude (Figure 8). Suivant les conditions climatiques de la zone de culture, les cannes sont cultivées en mode pluvial (80% des surfaces) ou irrigué (20% des surfaces).

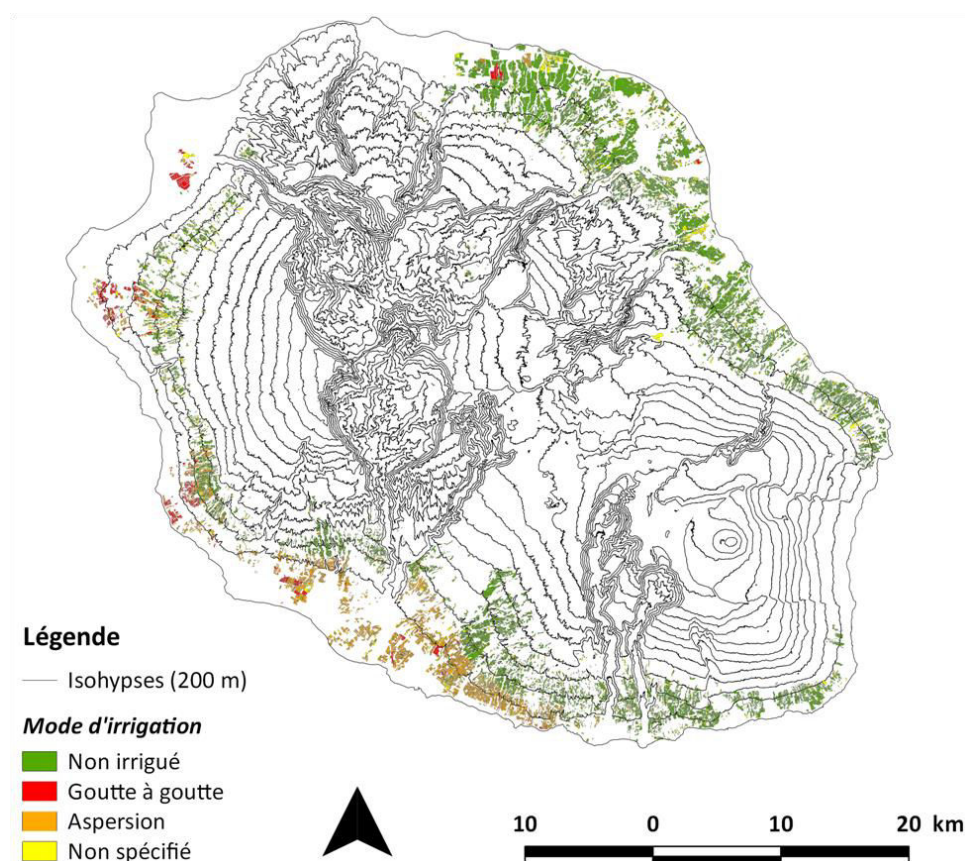


Figure 8. Modes d'irrigations de la canne à sucre à la Réunion. Source : DAAF (2013).

La forte variabilité des conditions pédoclimatiques à la Réunion influence également le choix de la variété cultivée. En 2011, on dénombrait environ dix principales variétés de cannes cultivées à la

Réunion, cependant 60% des surfaces étaient cultivées avec la variété R570, et 18% étaient cultivées avec la variété R579, notamment dans le Nord de l'île (voir Figure 9) toutes deux étant des variétés de canne à sucre classique. Il est également intéressant de noter l'apparition sur des parcelles agricoles de la variété R585, défini comme étant une canne « mixte », présentant un taux de production de biomasse et de fibre supérieure à la moyenne et conservant une richesse en sucre attractive (les caractéristiques de ces variétés sont présentées en détail en annexe). La majorité des champs de cannes cultivés à la Réunion sont de petite taille, la moyenne des surfaces par exploitation étant de 7.3 ha en 2012. Les surfaces disponibles pour la culture de la canne tendent à diminuer, principalement sous l'effet de l'urbanisation (Figure 7). Le rendement à l'hectare, bien qu'hétérogène à l'échelle de l'île, est supérieur à la moyenne mondiale, avec 76 tonnes de canne produites par hectare cultivé à la Réunion (Figure 7) contre 69 t ha⁻¹ (FAO 2014).

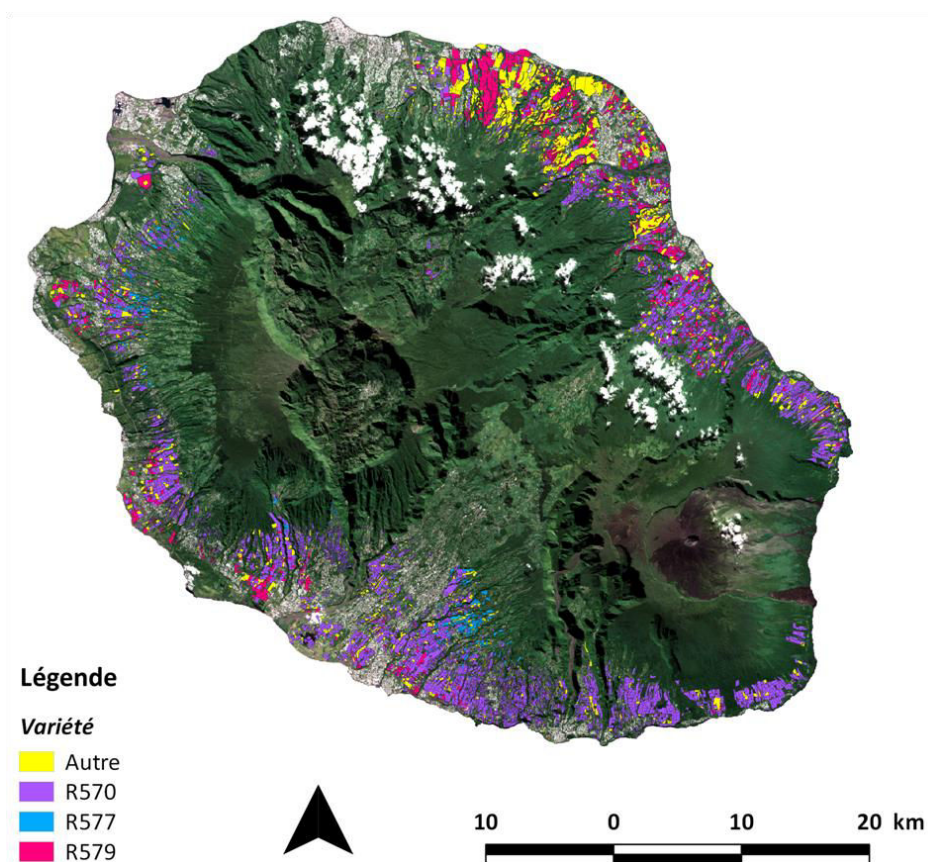


Figure 9. Répartition des différentes variétés de canne à sucre cultivées à la Réunion. Source : Poser (2013).

La culture de la canne à sucre réunionnaise est une culture d'exportation, reposant principalement sur la production de sucre et, dans une moindre mesure, de rhum. En 2008, 197000 t de sucre ont été extraites des 18 Mt de cannes récoltées, et 80000 hl d'éthanol pur ont été produits. Le traitement de la canne à sucre se fait dans deux usines, situées au Nord et au Sud de l'île. Outre les revenus générés directement par la vente du sucre ou du rhum, il est estimé que 10500 personnes sont employées par les exploitations de canne à sucre, dont 6700 de manière permanente (DAAF 2013). Enfin, la bagasse produite lors de l'extraction du sucre est utilisée à des fins énergétiques. En

2012, 9.7 ktep³ ont été générés à partir de la bagasse, soit près de 10% de la production énergétique de l'île (ARER 2013) contribuant ainsi aux objectifs d'autonomie énergétique de l'île.

La pérennisation de la filière de la canne à sucre à la Réunion revêt donc un caractère économique aussi bien que sociétal ou environnemental. Outre les améliorations variétales ou la mise en place d'itinéraires techniques optimisés, cette pérennisation dépend également d'une gestion optimisée de la période de récolte, aussi bien au niveau des usines (intrants, main d'œuvre, etc.) qu'au niveau des exploitations agricoles, la coordination de la coupe ayant une forte influence sur la richesse en sucre de la canne, ainsi que sur la capacité de l'usine à traiter l'ensemble de la canne réceptionnée. La campagne de récolte se déroule de juillet à décembre. Un mois avant le début de cette campagne, les usines doivent définir le quota journalier que pourra fournir chaque planteur, en se basant sur les estimations de production. Plusieurs méthodes sont actuellement utilisées à la Réunion pour estimer la production de canne à sucre. Dès le mois de Mai, les planteurs déclarent leurs estimations de production aux usines. Parallèlement, des prélèvements sont faits sur une soixantaine de parcelles témoins, réparties dans des zones contrastées en termes de conditions climatiques, pédologiques ou d'itinéraire technique. Des techniques de modélisation sont également utilisées dans l'estimation de la production de biomasse de canne, à l'échelle des bassins de production (voir Figure 10).

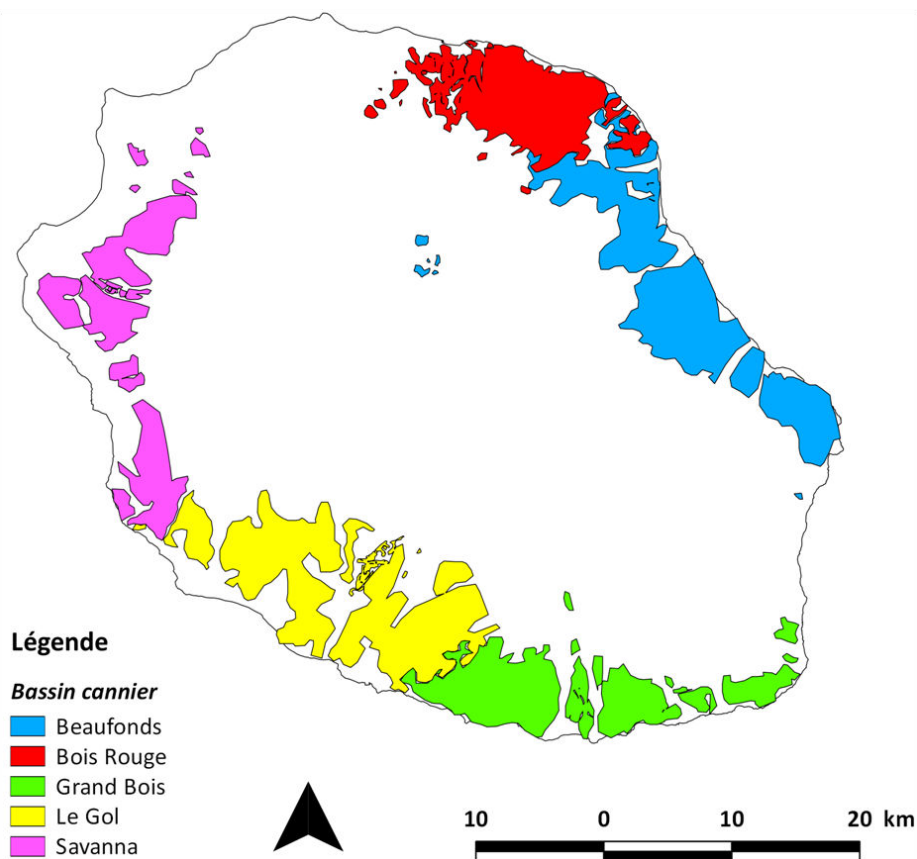


Figure 10. Répartition des bassins de production de canne à sucre à la Réunion.

Le modèle de croissance de la canne à sucre MOSICAS⁴ (Martiné 2003) calcule une estimation du rendement à partir des conditions climatiques. Enfin, Todoroff *et al.* (2013) ont développé une

³ kilotonne d'équivalent pétrole

⁴ MOSICAS : MODèle de SIMulation de croissance de la Canne A sucre

méthode fondée sur une régression des moindres carrés partiels dans laquelle les diverses sorties de MOSICAS constituent les variables de prédiction, le rendement observé étant la variable à expliquer. Cependant, toutes ces méthodes sont limitées aussi bien dans leur représentativité (méthodes des déclarations et de modélisation) que dans leur exhaustivité (méthode des prélèvements) de l'estimation de la biomasse. De plus, aucune méthode n'est actuellement opérationnelle pour prédire le rendement à l'échelle parcellaire. De nombreux auteurs mettent en avant l'utilisation de la télédétection, seule ou couplée avec un modèle de croissance végétale, comme estimateur du rendement d'une culture, ou de sa production de biomasse. Ces méthodes, regroupées sous le terme de "couplage", ainsi que les outils nécessaires à leur utilisation (*i.e.*, les modèles de croissance et les données de télédétection) sont présentés dans la partie suivante.

II – Télédétection et estimation de biomasse.

II.1 – La télédétection pour le suivi de la végétation

L'intérêt de la télédétection pour l'agriculture réside dans le fait que plusieurs variables biophysiques, représentatives de l'état de développement d'une culture, sont accessibles par radiométrie.

Les combinaisons de bandes spectrales, appelées indices de végétation (IV), sont utilisées pour décrire l'évolution de différentes variables biophysiques de surface. De nombreux indices ont été développés afin de rendre compte du développement d'un couvert végétal tout en prenant en considération les effets atmosphériques ou le type de sol (une liste non exhaustive est donnée en Tableau 1). Parmi ces indices, le *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) développé par Rouse *et al.* (1974) est largement utilisé dans l'estimation de la surface foliaire d'une culture ou de sa production de biomasse. Cet indice présente l'avantage d'être sensible à la fois à la teneur en pigments foliaires de la plante, donc à son activité photosynthétique, et à la structure du couvert, donc à sa capacité à intercepter le rayonnement.

Tableau 1. Exemples d'indices de végétation.

Acronyme	Nom	Année	Formule	Référence
RVI	Ratio Vegetation Index	1968	$\rho_{PIR} / \rho_{rouge}$	Birth et McVey (1968)
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index	1973	$(\rho_{PIR} - \rho_{rouge}) / (\rho_{PIR} + \rho_{rouge})$	Rouse <i>et al.</i> (1974)
TVI	Transformed Vegetation Index	1975	$\sqrt{NDVI + 0.5}$	Deering et Rouse (1975)
DVI	Difference Vegetation Index	1979	$\rho_{PIR} - \rho_{rouge}$	Tucker (1979)
SAVI	Soil Adjusted Vegetation Index	1988	$((1 + L)(\rho_{PIR} - \rho_{rouge})) / (\rho_{PIR} + \rho_{rouge} + L)$	Huete (1988)
Vig	Vegetation Index Green	2002	$(\rho_{vert} - \rho_{rouge}) / (\rho_{vert} + \rho_{rouge})$	Gitelson <i>et al.</i> (2002)

Le NDVI, à travers ces caractéristiques, apporte des informations sur différentes variables biophysiques décrivant la croissance des cultures et leur état, comme par exemple le LAI⁵ (Carlson et Ripley 1997), l'indice d'efficacité d'interception ε_i , parfois noté fIPAR⁶ (Bégué 1993) ou encore la production de biomasse végétale (Tucker *et al.* 1981). Ces relations entre indice de végétation et variables caractérisant l'état d'une parcelle végétale sont utilisées pour l'estimation des rendements par différentes méthodes.

⁵ LAI : Leaf Area Index

⁶ fIPAR : fraction of Intercepted Photosynthetically Active Radiation

II.2 – Les méthodes d'estimation de la biomasse par télédétection

La télédétection est depuis plus de 40 ans utilisée comme outil d'estimation du rendement (Girard et Girard 2010). Plusieurs articles proposent une synthèse des différentes approches existant à ce jour, notamment Delécolle *et al.* (1992) ou, plus récemment, Dorigo *et al.* (2007) et Atzberger (2013). Dans le cadre de cette thèse, trois approches ont été utilisées : (1) les relations empiriques entre biomasse végétale et/ou rendement et données de télédétection, (2) l'intégration dans un modèle d'efficience de valeurs d'efficience d'interception ε_i dérivées d'indices de végétation et, enfin (3) le couplage de variables issues directement ou indirectement de données de télédétection avec un modèle de croissance végétale.

II.2.1 – Les relations empiriques

Les relations empiriques ont été la première forme de modèle utilisée pour l'estimation des rendements agricoles à partir de données de télédétection. Elles mettent en évidence un lien entre la signature spectrale d'une culture et une variable écophysologique d'intérêt, dans notre cas, le rendement.

Plusieurs types de relations empiriques sont disponibles dans la littérature, de conception plus ou moins complexe. Dorigo *et al.* (2007) ont proposé 4 classes de relations empiriques :

- les régressions linéaires simples, utilisant une variable explicative, le plus souvent un indice de végétation, pour estimer le rendement d'une culture. Ces méthodes sont présentées plus en détail dans la suite de cette partie.
- les régressions linéaires multiples, équivalentes aux régressions linéaires simples, mais faisant intervenir au minimum 2 variables explicatives (indices de végétation ou bandes spectrales). Un exemple d'utilisation de cette méthode est fourni par Psomas *et al.* (2011) qui ont montré que les régressions linéaires multiples fournissent de meilleurs résultats pour l'estimation de la biomasse de prairies que les indices de végétation classiques.
- les régressions des moindres carrés partiels, particulièrement adaptées dans le cas où le nombre de bandes spectrales est important (classiquement en très haute résolution spectrale). Cette méthode a par exemple été utilisée pour estimer la production de biomasse fraîche de parcelles expérimentales de blé (Hansen et Schjoerring 2003).
- les réseaux de neurones artificiels, et par extension les différentes techniques d'apprentissage supervisé proposant comme solution une variable de type quantitative. Clevers *et al.* (2007) ont par exemple utilisé un modèle de type « séparateur à vaste marge » pour calculer la production de biomasse de prairies.

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés à la forme la plus simple de relation empirique, à savoir la régression linéaire. Dans la suite de ce mémoire, le terme de « relation empirique » fera référence à une régression linéaire, sauf mention contraire.

Les relations empiriques reposent sur le formalisme suivant :

$$Y = aX + b + \epsilon \quad (1)$$

où Y est la variable à expliquer (généralement, la biomasse sèche aérienne), X est la variable explicative, a et b , les coefficients de la régression et enfin ϵ est le terme d'erreur regroupant l'ensemble des variations non prédites de Y . Les variables explicatives consistent le plus souvent en des indices de végétation. Ces indices peuvent être ponctuels ou intégrés sur une période plus ou moins longue de croissance de la plante.

Les régressions linéaires ont été les tous premiers modèles à être utilisés pour l'estimation du rendement par télédétection. L'un des articles fondateurs de ces méthodes a été écrit par Compton Tucker, chercheur à la NASA, qui a utilisé une combinaison de bandes spectrales rouge et proche infrarouge pour estimer la production de matière sèche de parcelles expérimentales de blé (Tucker *et al.* 1981). Bien que ces mesures aient été faites à l'aide d'un spectromètre de terrain, l'auteur pose dans ce même papier les bases d'un système satellitaire d'estimation du rendement, passant ainsi de l'échelle de la parcelle d'essai à celle de la région.

Ce type de modèle a largement été utilisé depuis Tucker *et al.* (1981) à différentes échelles géographiques et dans des contextes climatiques variés. On peut citer à titre d'exemple les travaux de Gilabert *et al.* (1996) qui ont étudié le lien entre NDVI et production de matière sèche de maïs en Espagne, ou, plus récemment, ceux de Ren *et al.* (2008) où le rendement régional en blé dans une province chinoise est estimé, là encore, à partir de valeurs de NDVI.

A notre connaissance, la première tentative d'estimation de la production de biomasse de canne à sucre fondée sur une relation empirique a été réalisée par Rudorff et Batista (1990). Ces derniers ont utilisé des données des satellites Landsat 4 et 5 pour estimer le rendement de canne à sucre dans la région de São Paulo (Brésil). Plus récemment, Bégué *et al.* (2010) ont comparé l'utilisation de valeurs de NDVI instantanées et intégrées dans le temps pour l'estimation du rendement de parcelles de canne à sucre situées en Guadeloupe et à la Réunion. Mulianga *et al.* (2013) ont proposé une méthode originale de pondération des valeurs de NDVI intégrées pour estimer le rendement de parcelles de canne à l'échelle régionale au Kenya.

L'un des principaux avantages de ce type de modèle réside dans sa simplicité. Les besoins en acquisition de données sont minimisés et se résument aux images satellites et aux données de rendement ou de production de biomasse.

Cependant, ces modèles sont fortement dépendants des conditions dans lesquelles les relations empiriques ont été définies, et ne peuvent s'appliquer que dans un cadre particulier de culture, de localisation géographique, de stade de développement de la plante ou encore de climat.

II.2.2 – Les modèles d'efficience

Les modèles d'efficience apportent une base thermodynamique à l'estimation de la production de biomasse végétale. Dans son article intitulé « *Solar radiation and Productivity in tropical Exosystems* », John Lennox Monteith jette les bases des modèles d'efficience, le terme « efficience » faisant référence à l'efficacité d'un système végétal à utiliser le rayonnement solaire pour produire de la biomasse par photosynthèse (Monteith 1972). Le modèle proposé dans cet article a par la suite été repris et adapté par Kumar et Monteith (1981) afin d'être utilisable avec des données issues de télédétection en se basant sur le lien existant entre indice de végétation et rayonnement

photosynthétiquement actif absorbé. Dans la suite de ce mémoire, le terme « modèle d'efficacité » fera implicitement référence au modèle de Kumar et Monteith. La production de biomasse sèche aérienne est calculée d'après l'équation suivante :

$$msa = \int_{t_0}^t R_g \varepsilon_c \varepsilon_i \varepsilon_b dt \quad (2)$$

où msa est la matière aérienne sèche produite ($g\ m^{-2}$) durant la période comprise entre t et t_0 , R_g est le rayonnement global incident ($MJ\ m^{-2}$), ε_c est l'efficacité climatique, ε_i est l'efficacité d'interception, et ε_b est l'efficacité de conversion du rayonnement intercepté en biomasse aérienne sèche ($g\ MJ^{-1}$).

L'énergie transmise par le rayonnement solaire à la plante conditionne la production de biomasse. Seule une fraction du spectre lumineux, comprise entre 0.4 et 0.7 μm et habituellement notée PAR⁷, est utile aux plantes pour la réaction de photosynthèse. On définit l'efficacité climatique ε_c comme le rapport du PAR sur le rayonnement global. Szeicz (1974) et Stanhill et Fuchs (1977) ont montré que l'efficacité climatique varie peu, une valeur communément utilisée étant $\varepsilon_c = 0.5$.

L'efficacité d'interception ε_i décrit la capacité d'un couvert végétal vivant à intercepter le rayonnement lumineux. Seule une fraction du PAR incident, décrite par ε_i , est interceptée par les plantes et est ainsi utilisable pour la photosynthèse. ε_i prend l'ensemble des valeurs comprises entre 0 (pas d'interception du rayonnement par le couvert) et 1 (l'ensemble du rayonnement utile à la photosynthèse est intercepté). Cet indice dépend principalement de la surface foliaire de la canopée, mais aussi de la distribution des angles foliaires et de l'agrégation des éléments du couvert. Il varie donc suivant les stades de développement de la plante. Asrar *et al.* (1984), puis Bégué (1993) ont montré que les valeurs de ε_i sont linéairement reliées à l'indice de végétation NDVI. L'efficacité d'interception établit donc un lien linéaire entre le modèle d'efficacité et les données satellitaires.

L'efficacité de conversion du rayonnement en biomasse ε_b traduit la capacité de la plante à utiliser l'énergie interceptée pour produire de la biomasse. Il a été montré par Baret *et al.* (1989) et plus récemment par Campbell *et al.* (2001) et Lobell *et al.* (2002) que les valeurs de ε_b varient significativement au cours du cycle de croissance de la plante. Pour la canne à sucre, Robertson *et al.* (1996) ont montré que ε_b varie suivant la variété et le nombre de cycles de repousse de la plante. Ainsi, en considérant la matière sèche aérienne et le rayonnement intercepté, il a été déterminé que ε_b prend des valeurs comprises entre 1.59 et 1.72 $g\ MJ^{-1}$ pour le rayonnement global, soit des valeurs comprises entre 3.18 et 3.44 $g\ MJ^{-1}$ en considérant uniquement le PAR. Outre les effets d'âge et de variété de la plante, l'efficacité de conversion est limitée par les stress thermique, hydrique et nutritionnel (Gosse *et al.* 1982, Green 1987 et Keating *et al.* 1999).

De nombreux exemples d'utilisation de modèles d'efficacité existent dans la littérature, utilisant le plus souvent un pas de temps journalier. Asrar *et al.* (1985) ont ainsi utilisé des données radiométriques obtenues avec un spectromètre de terrain pour estimer la production de biomasse aérienne de champs de blé. Liu *et al.* (2010) se sont servis de ce modèle pour estimer le rendement de champs de maïs à partir de données provenant des satellites Landsat 5 et 7. A notre connaissance, cette méthode n'a jamais été utilisée pour estimer la production de biomasse de canne à sucre.

⁷ PAR : *Photosynthetically Active Radiation*.

Le modèle d'efficience simplifié intègre donc une information supplémentaire sur les conditions de croissance de la plante par rapport aux modèles empiriques présentés dans la partie précédente, en rendant compte de façon plus précise de l'énergie à disposition pour la croissance de la plante et les espèces concernées. Un autre avantage de ce modèle réside dans sa simplicité. Comme expliqué précédemment, ε_c est compris dans une gamme restreinte de valeurs et ses variations sont bien documentées. Les valeurs de ε_b sont plus délicates à utiliser. Elles varient en fonction du type photosynthétique de la plante (Monteith 1972) ainsi qu'en fonction des stress subis par la plante. Afin de parer à cette limitation, des valeurs moyennes sont utilisées. Ces valeurs ont été abondamment étudiées pour différents types de cultures (Kiniry *et al.* 1989, Sinclair et Muchow 1999).

Ce modèle nécessite d'estimer l'ensemble des valeurs de ε_i sur le cycle de croissance de la culture, pour chaque pas de temps de la simulation. Son utilisation est donc conditionnée par la capacité de l'utilisateur à acquérir un nombre suffisant d'images satellites pour décrire l'évolution de la culture. De plus, l'estimation des valeurs de ε_i sur l'ensemble du cycle de croissance à partir des données satellitaires nécessite le plus souvent l'usage de régressions, linéaires ou non linéaires. Ces régressions tendent à lisser le profil temporel de cet indice, et par conséquent, à masquer un éventuel stress ponctuel. De plus, comme cela a été précisé précédemment, l'efficience de conversion du rayonnement en biomasse tend à varier suivant les stress affectant la plante. Bien que des méthodes d'évaluation de ε_b utilisant l'indice de végétation PRI (*Photochemical Reflectance Index*) existent (Filella *et al.* 1996, Garbulsy *et al.* 2011), l'acquisition de valeurs de ε_b représentatives des conditions de croissance de la plante reste délicate. De fait, on utilise des valeurs moyennées sur l'ensemble du cycle de croissance de la plante. Ce modèle délivre donc une estimation de production potentielle de biomasse plutôt qu'une estimation de la production réelle, l'écart se creusant avec des stress croissants.

II.2.3 – Les modèles dynamiques de croissance végétale

II.2.3.1 – Présentation générale

Les premiers modèles de croissance végétale ont été développés au milieu des années 1960, notamment par Cornelis Teunis de Wit (de Wit 1965 puis de Wit *et al.* 1970). À l'image des modèles d'efficience, ces modèles sont dynamiques et intègrent sur un pas de temps prédéfini la production de biomasse. Cependant, à la différence de ces derniers, ils sont reposent sur des équations déterministes issues des progrès de la compréhension des mécanismes physiologiques de croissance des végétaux (Delécolle *et al.* 1992). Ils intègrent au sein de ces équations des variables d'état du couvert végétal et du compartiment sol, dont la valeur au temps $t+1$ est directement dépendante de la valeur au temps t (voir Figure 11). Prenant en compte les interactions de la plante avec le sol et l'atmosphère, ils apportent un degré de complexité supplémentaire dans l'estimation de la production de biomasse végétale par rapport aux modèles d'efficience, en intégrant plusieurs facteurs limitant la croissance de la plante, notamment les stress hydriques et nutritionnels.

Les modèles dynamiques sont classés en modèles mécanistes et semi-mécanistes. Les modèles mécanistes apportent une vision présentant explicitement les liens de causalité existant entre variables (Acock et Acock 1991). Les modèles semi-mécanistes proposent une vision simplifiée en s'attachant à remplacer un ensemble d'équations décrivant un processus précis (par exemple, la

quantité de rayonnement absorbé par la plante) par une relation empirique, lorsque cela ne se traduit pas par une perte significative de précision du modèle.

Dans les deux cas, l'évolution d'une variable d'état dans le temps est donnée par la formule suivante (Wallach 2006) :

$$U_v(t + \Delta_t) = U_v(t) + g_v[U(t), X(t); \theta] \quad (3)$$

où t est le temps, Δ_t est le pas de temps, $U_v(t)$ la valeur de la variable d'état v au temps t , $X(t)$ l'ensemble des variables explicatives au temps t , θ les paramètres du modèle et g une fonction de calcul.

Les variables d'état incluses dans un modèle décrivent la philosophie de ce modèle, car elles indiquent quels phénomènes sont pris en compte dans les calculs. Par exemple, un modèle incluant l'effet d'un stress azoté sur la croissance d'une culture intègre une variable d'état décrivant la quantité d'azote disponible pour cette culture à chaque pas de temps, cette variable étant fonction des prélèvements et des apports en azote dans le sol. L'évolution des variables d'état est calculée suivant une boucle, avec un pas de temps le plus souvent journalier.

A la différence des variables d'état, les variables explicatives ne sont pas calculées. Elles proviennent de mesures, et correspondent par exemple aux conditions climatiques journalières.

Un paramètre est un facteur de valeur constante durant le cycle de simulation, nécessaire au modèle pour calculer les variables d'état. Il représente une caractéristique de la variété de la plante considérée (*e.g.* la conversion du rayonnement intercepté en biomasse), du sol (*e.g.* la réserve utile) ou encore des pratiques culturales (*e.g.* date de début de repousse).

Un modèle de croissance végétale décrit donc la croissance d'un couvert végétal sur un pas de temps prédéfini. Maas (1988) a défini trois phases principales de production de biomasse, constituées d'activités végétales de base pilotées par les variables explicatives journalières. En premier lieu, l'interception et l'assimilation du PAR sont déterminées en fonction de la surface foliaire de la culture. La quantité de biomasse sèche produite (m_s) est ensuite calculée à partir de ce rayonnement assimilé par la plante. Finalement, une nouvelle valeur de surface foliaire est calculée en se basant sur l'accroissement et la partition de la biomasse. La figure 11, issue de l'article de Delécolle *et al.* (1992), reprend et développe ce formalisme de base.

Les paramètres de croissance correspondent par exemple à la vitesse de croissance du LAI ou à la sensibilité de la culture à un stress hydrique. Les paramètres de développement sont utilisés pour les plantes à développement non continu, comme par exemple le blé ou le riz, présentant des stades de croissance différenciés. On peut par exemple citer la température de base nécessaire au développement de la plante. La routine de développement est un module servant à déterminer, en fonction des conditions climatiques, le stade de développement de la culture afin de retenir les valeurs de paramètres *ad hoc*.

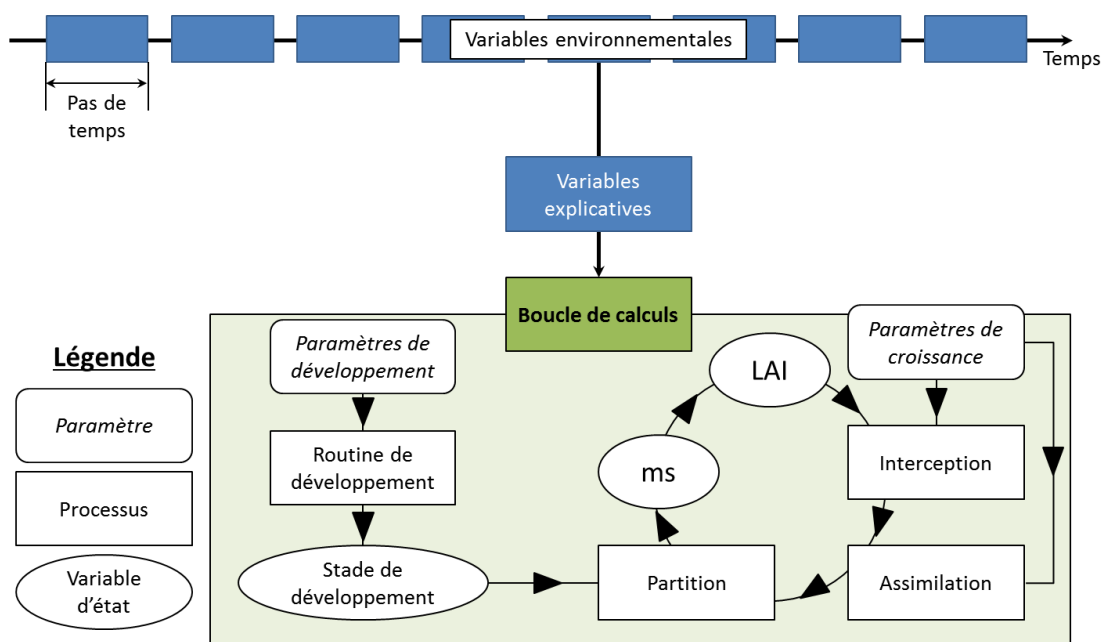


Figure 11. Schéma simplifié du processus de calcul d'un modèle de croissance végétale. Adapté de Delécolle et al. (1992).

Tout modèle de croissance répond donc à des conditions agropédoclimatiques qui définissent son paramétrage. La plupart des modèles utilisés à ce jour comportent (i) un ensemble de modules généraux (incluant par exemple le processus de conversion du rayonnement en biomasse) et (ii) un ensemble de modules spécifiques à différentes espèces végétales. On peut citer à titre d'exemple les modèles STICS (Brisson *et al.* 2003), DSSAT (Jones *et al.* 2003) ou encore APSIM (Keating *et al.* 2003).

Des modèles spécifiques de la canne à sucre ont été développés depuis la fin des années 1980 (Martiné 2003). Deux modèles sont principalement utilisés à ce jour (Lisson *et al.* 2005) : l'australien APSIM-Sugar (Keating *et al.* 1999) et le sud-africain Canegro (Inman-Bamber 1991). A la Réunion, Martiné (2003) a développé le modèle MOSICAS pour répondre aux spécificités climatiques et variétales réunionnaises, ainsi que pour s'affranchir d'une licence onéreuse et de codes propriétaires.

L'un des principaux avantages des modèles de croissance végétale vient du fait que les équations qui les gouvernent reposent sur des fondements écophysologiques. Ils décrivent la croissance de la plante d'après une succession de processus physiologiques connus. Ce formalisme fait que les modèles, loin de ne servir qu'à de la simple estimation de production de biomasse ou de rendement, sont également utilisés pour isoler les facteurs sous-tendant des pertes de rendement (van den Berg et Singels 2013), ou orienter et prioriser les recherches à mener sur les mécanismes de fonctionnement de la canne à sucre (Lisson *et al.* 2005).

La fiabilité des modèles de croissance est cependant limitée par plusieurs facteurs. Elle dépend d'une part du degré de complexité retenu dans leur conception, qui se traduit par un nombre plus ou moins important de facteurs pris en compte. Les modèles restent néanmoins, par définition, une représentation simplifiée d'un système, contenant donc systématiquement une part d'imprécision (Bouman *et al.* 1996). Elle dépend d'autre part de la capacité à évaluer les valeurs des paramètres ou des conditions initiales pour décrire la croissance d'une parcelle en conditions non contrôlées (*i.e.*, en conditions agronomiques).

Afin de contourner ces limitations, de nombreuses recherches ont porté sur le couplage entre modèle et télédétection, le premier fournissant un cadre mathématique robuste, la seconde apportant des informations exhaustives et représentatives de l'état de développement du couvert végétal. Ces méthodes sont présentées dans la sous-section suivante.

II.2.3.2 – Les méthodes de couplage avec les données de télédétection

Le couplage de données de télédétection avec des modèles de croissance végétale consiste à intégrer, directement ou indirectement, des informations radiométriques dans un modèle de croissance végétale.

On distingue d'une part l'information utilisée dans le couplage, et d'autre part le mécanisme d'intégration de ces données dans le modèle.

L'information utilisée consiste soit en des données radiométriques, comme par exemple des données de réflectance, soit en des variables d'état décrivant l'évolution de la plante, lesquelles sont dérivées des données radiométriques. Les variables d'état présentent l'avantage d'être directement intégrables dans le modèle. Cependant, dériver des variables d'état à partir de données de télédétection nécessite l'utilisation d'une fonction de transfert (correspondant aux relations empiriques présentées au chapitre II.2.1) ou d'un modèle de transfert radiatif.

Les méthodes de couplage visent à améliorer les valeurs prises par une variable d'état ou un paramètre du modèle. La nomenclature des méthodes à proprement parler varie d'un auteur à l'autre. Dans le cadre de cette thèse, on distinguera le forçage, le réétalonnage et l'assimilation séquentielle.

- Le forçage consiste à remplacer les valeurs d'une variable d'état simulée par le modèle par les valeurs dérivées d'observations satellitaires (voir Maas 1988, Delécolle *et al.* 1992, Moulin *et al.* 1998, et Dorigo *et al.* 2007). Ce forçage peut être partiel, en se basant uniquement sur les observations satellitaires disponibles pendant la période de croissance simulée de la plante (voir Figure 12-a). Il peut également être complet, *i.e.* à tous les pas de temps de simulation du modèle (voir Figure 12-b). La plupart des modèles fonctionnant sur un pas de temps journalier, cela revient à fournir au modèle une valeur de la variable d'état pour chaque jour simulé. Les observations satellitaires n'étant pas disponibles à une résolution temporelle aussi fine, il convient de reconstituer la série afin de combler les données manquantes. Plusieurs méthodes sont actuellement utilisées, allant d'une simple interpolation linéaire à l'utilisation de transformées de Fourier rapides (Dorigo *et al.* 2007). Une variable régulièrement forcée est l'indice foliaire (LAI). En effet, il s'agit d'une variable clé dans le calcul de la production de matière sèche, la capacité de la plante à produire de la biomasse étant fortement conditionnée, en l'absence d'autres stress, par sa capacité à intercepter le rayonnement lumineux (Monteith 1972). Le LAI, dérivable de données de télédétection (Baret et Guyot 1991, Bégué 1993 Carlson et Ripley 1997) est aisément utilisable comme variable de forçage. Cependant la tendance de la plupart des indices de végétations (NDVI notamment) à saturer pour les fortes valeurs de LAI, constitue une limitation dans son utilisation comme variable de forçage. Une autre variable de couplage d'intérêt est l'indice d'efficacité d'interception ε_i présenté précédemment. A la différence du LAI, les relations entre NDVI et ε_i sont linéaires (voir par exemple Bartlett *et al.* 1989, Pinter Jr

1993, Fensholt *et al.* 2004), on s'affranchit donc des problèmes de saturation relevés pour le LAI.

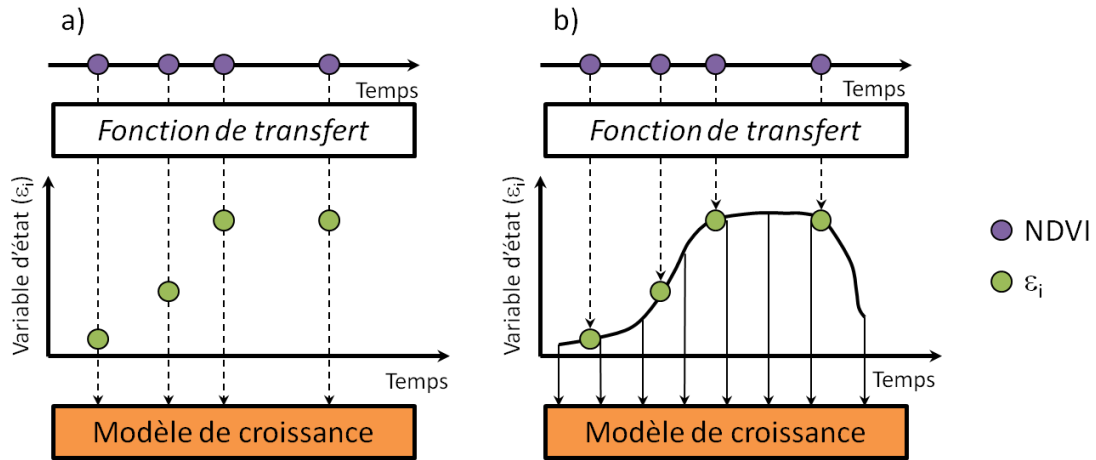


Figure 12. Principe de forçage partiel (a) et complet (b) de la variable d'état ε_i . Adapté de Delécolle *et al.* (1992).

Casa *et al.* (2012) ont forcé le modèle de production de blé STICS avec des valeurs de LAI dérivées de mesures de terrain. Leurs résultats ont montré une amélioration significative de la précision de l'estimation de la production de biomasse et du rendement en grain. Bappel *et al.* (2005) ont quant à eux forcé le modèle de la canne à sucre MOSICAS avec des valeurs de LAI dérivées de données SPOT4 & 5. Leurs résultats ont montré une amélioration de l'estimation du rendement de parcelles de canne à sucre à la Réunion.

- Le réétalonnage (voir Figure 13) consiste à ajuster les valeurs d'un ou plusieurs paramètres ou variables initiales du modèle de façon à minimiser l'écart entre les variables d'état observées et simulées. Cette méthode part du postulat de base que les équations du modèle sont correctes, mais que les valeurs des paramètres doivent être ajustées aux conditions spécifiques de croissance. Ceci est particulièrement vrai quand on passe d'une échelle régionale à une échelle locale, chaque parcelle présentant des caractéristiques de sol, de pratiques agricoles, etc., qui lui sont propres.

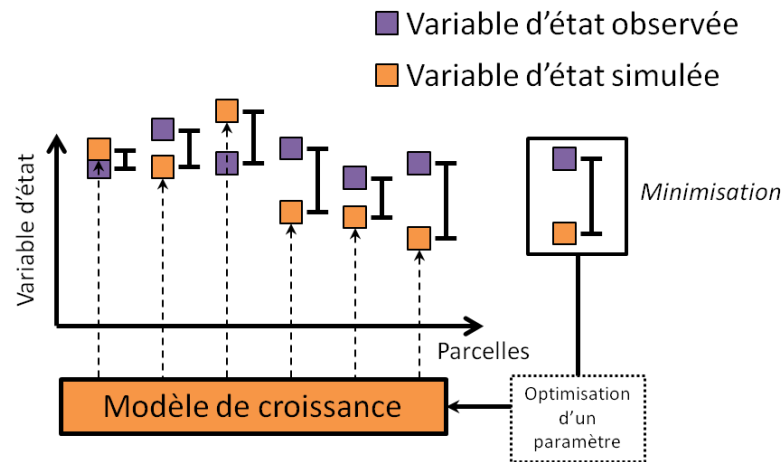


Figure 13. Principe du réétalonnage. Adapté de Delécolle *et al.* (1992).

Delécolle *et al.* (1992) ont proposé une méthodologie pour mettre en œuvre cette méthode. En premier lieu, il convient d'effectuer une analyse de sensibilité pour déterminer quels paramètres influencent significativement la variable d'état étudiée. Les valeurs de base de ces paramètres sont ensuite modifiées via un algorithme d'optimisation, l'objectif étant de trouver les solutions pour lesquelles les différences entre les valeurs observées et simulées de la variable d'état étudiée sont minimisées.

Claverie *et al.* (2012) ont réétalonné le modèle SAFY à l'aide d'images Formosat-2 et d'un algorithme de minimisation de type « simplex » pour estimer le rendement en grains de champs de tournesols et de maïs. Launay et Guerif (2005) ont utilisé des photos aériennes, des images SPOT et l'algorithme décrit par Price (1977) pour réétalonner les paramètres du système racinaire et d'établissement de la culture dans le cas du modèle de production de la betterave sucrière SUCROS. Cette méthode n'a, à notre connaissance, pas encore été utilisée avec un modèle de simulation de croissance de la canne à sucre.

- Tout comme le forçage, l'assimilation séquentielle (Figure 14) se base sur l'intégration dans le modèle de valeurs de variables d'état dérivées d'observations. Cependant, à la différence du forçage, les données observées ne remplacent pas totalement les données simulées : un coefficient de pondération est appliqué à chaque fois qu'une observation est disponible, de façon à prendre en compte l'erreur inhérente au modèle ainsi que celle inhérente à l'observation. En effet, si le modèle contient une part d'erreur, les observations satellitaires et les fonctions de transfert desquelles sont dérivées les variables d'état contiennent également une erreur potentielle (Dorigo *et al.* 2007).

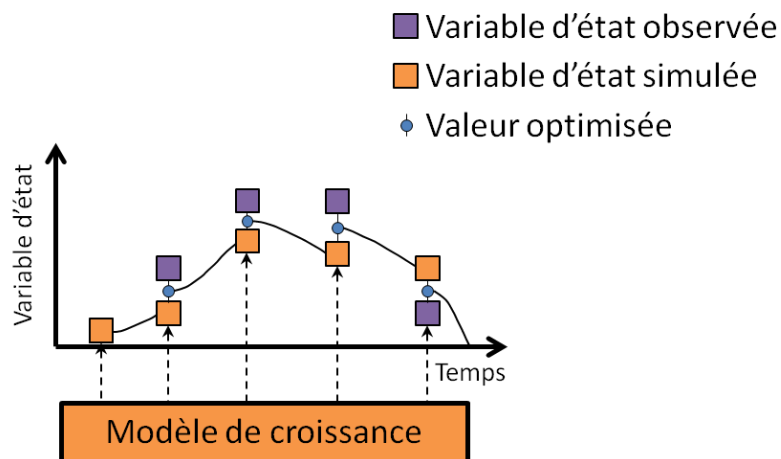


Figure 14. Principe de l'assimilation séquentielle. Adapté de Dorigo *et al.* (2007).

Plusieurs algorithmes ont été développés pour déterminer les valeurs de ces coefficients de pondération, le plus populaire à l'heure actuelle étant sans doute le filtre de Kalman d'ensemble (Evensen 1994). Cet algorithme a été utilisé pour intégrer des valeurs d'humidité du sol dérivées de données des satellites ERS1 et 2 dans le modèle WOFOST afin de prédire le rendement de cultures de blé et de maïs à l'échelle régionale en Allemagne, en Espagne, en France et en Italie (de Wit et van Diepen 2007).

Les avantages des méthodes de couplage sont multiples. Le forçage des données radiométriques conduit à une prise en compte de l'état réel de développement et de vigueur de la culture. Les effets

liés aux stress, soient-ils hydriques, nutritionnels ou liés à une maladie, sont ainsi indirectement intégrés dans le modèle. Le réétalonnage présente l'avantage de ne pas nécessiter un nombre important de données radiométriques. Cependant, pour le forçage comme pour le réétalonnage, la prise en compte des proportions d'erreurs inhérentes au modèle, aux données de télédétection ou aux variables biophysiques dérivées de ces données de télédétection n'est pas possible. Ainsi l'intégration de données radiométriques non corrigées des effets atmosphériques est-elle une source potentielle d'erreur pour les estimations de production de biomasse. Cette limitation est maintenant surmontable grâce à la prise en compte des erreurs inhérentes au modèle et aux observations avec la méthode d'assimilation séquentielle de données. Il faut également noter que la procédure de réétalonnage nécessite un temps de calcul plus long que les autres méthodes, ceci étant du à la procédure d'optimisation (Dorigo *et al.* 2007).

Matériel et méthodes

Dans ce chapitre, nous présentons les données et les méthodes utilisées dans le cadre de cette thèse. La première partie de ce chapitre porte sur la présentation des sites d'étude. Dans la seconde partie, les différentes données de terrain et leurs protocoles d'acquisition sont présentés. La troisième partie consiste en une présentation des données de télédétection. La quatrième partie donne une description détaillée des modèles utilisés dans cette étude, à savoir le modèle empirique d'intégrale de NDVI, le modèle d'efficacité de la canne à sucre adapté de celui décrit par Kumar et Monteith (1981) et le modèle MOSICAS (Martiné 2003). Enfin, dans la cinquième partie, nous décrivons comment a été mis en œuvre le couplage entre données de télédétection et modèle.

I – Les sites d'étude

I.1 – La localisation des sites

Les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse ont porté sur trois sites (voir Figure 15) :

- Deux « sites agricoles », localisés chez des agriculteurs. Ces sites (site Nord et site Sud), aux caractéristiques contrastées aussi bien en termes de conditions climatiques que d'itinéraire technique, ont été utilisés pour tester les méthodes de couplage sur une gamme de conditions variées et représentatives de l'île.
- Un site composé de parcelles expérimentales, utilisées pour tester le rééchantillonnage du paramètre de profondeur d'enracinement de MOSICAS à partir de données de capteurs en infrarouge thermique.

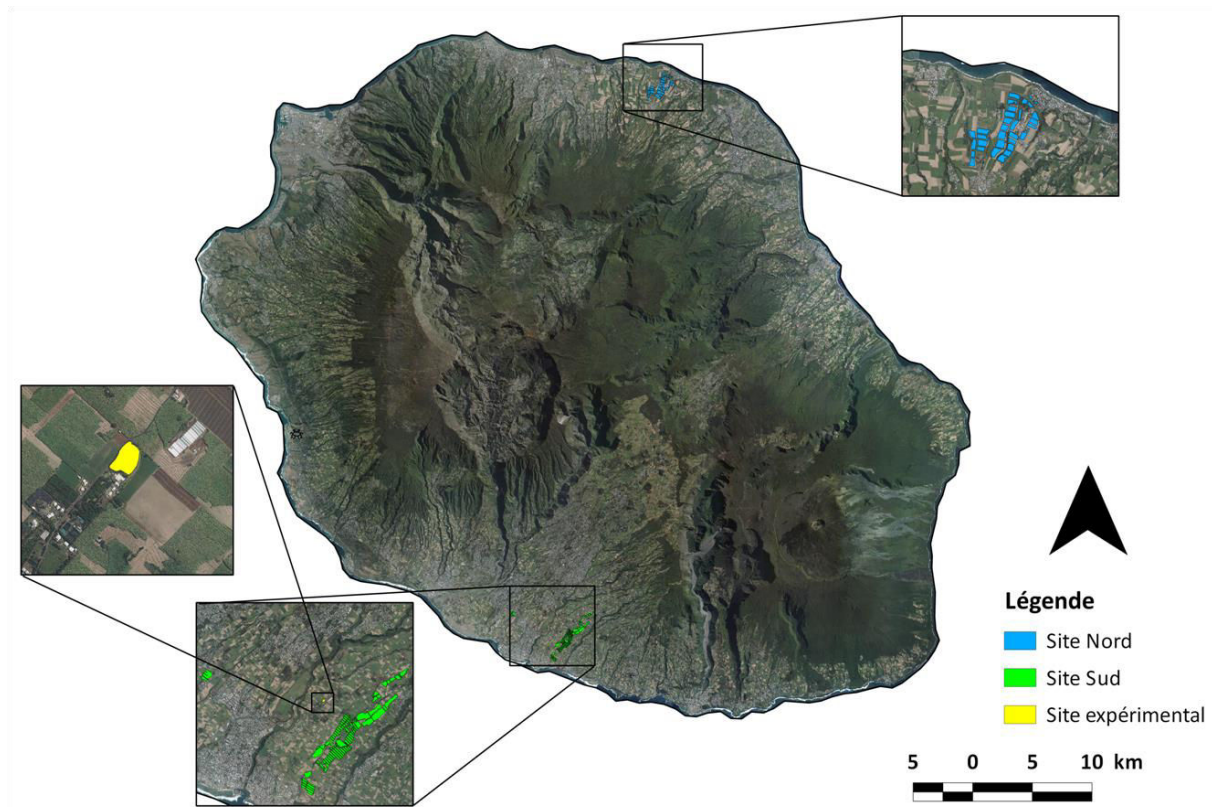


Figure 15. Carte de la Réunion et répartition des sites utilisés dans l'étude. Fond d'image : ©IGN – BD ORTHO®.

Nota : dans la suite de ce document, le terme « parcelle » fait référence à une unique entité géographique et temporelle. Ainsi un même champ cultivé sur deux années différentes constituera deux parcelles distinctes.

I.2 – La localisation des parcelles

Les parcelles localisées sur le site Sud ont été utilisées, d'une part pour réaliser les mesures de variables de croissances de la canne à sucre, et d'autre part pour tester les méthodes de couplage. Les parcelles du site Nord ont été utilisées uniquement dans le cadre des tests des méthodes de couplage. Ces parcelles ont été choisies d'une part sur la base de la disponibilité et de la fiabilité de leurs données d'itinéraires techniques, nécessaires à notre étude, et d'autre part afin de rendre compte de l'hétérogénéité des conditions de croissance des parcelles de canne à sucre à la Réunion, les deux sites présentant des conditions de croissance contrastées.

I.2.1 – Les parcelles du site Nord

L'exploitation est située près de la ville de Sainte-Suzanne (Lat 20.9°S ; Long 55.6°E, voir Figure 16). La pluviométrie moyenne annuelle du site est de 2420 mm.



Figure 16. Champs du site du Nord de l'île et stations météo. Fond d'image : ©IGN – BD ORTHO®.

Vingt-deux des champs situés sur ce site ont été échantillonnés. Certains champs étant suivis sur plusieurs années (Figure 16) ce sont au final trente-huit parcelles qui ont été utilisées dans les tests de couplage. L'ensemble des parcelles est cultivé en mode pluvial. Ces parcelles ont une superficie moyenne de 6.2 ha.

I.2.2 – Les parcelles du site Sud

Ce site a été utilisé d'une part pour mesurer les variables de croissance de la canne à sucre, et d'autre part pour tester les méthodes de couplage. Il est situé à proximité de la ville de Saint-Pierre (Lat 21.3°S ; Long 55.5°E, voir Figure 17).



Figure 17. Champs du site du Sud de l'île et stations météo. Fond d'image : ©IGN – BD ORTHO®.

La pluviométrie moyenne annuelle du site est de 940 mm. Cinq parcelles ont été utilisées pour mesurer les variables de croissance de la canne à sucre. Vingt-cinq parcelles ont été utilisées pour tester les méthodes d'estimation du rendement par télédétection. Les quinze parcelles situées sous l'altitude des 300 mètres sont irriguées afin de compenser les faibles apports pluviométriques.

1.2.3 – Le site expérimental

En complément des données acquises sur les sites présentés précédemment, un jeu de données supplémentaire a été utilisé dans le cadre de cette thèse. Ce jeu de données a été acquis par Lebourgeois *et al.* (2010) sur un site expérimental localisé dans le Sud de l'île, à proximité de Saint-Pierre (Lat 21°32 S ; Lon 55°50 E ; altitude moyenne 260 m). L'essai mis en place comportait quatre traitements d'irrigation avec trois répétitions, soit un total de douze placettes, cultivées avec la variété R570. Des mesures de thermoradiomètres ont été effectuées sur sept de ces placettes (quatre en 2007 et trois en 2008, voir Figure 18).



Figure 18. Localisation des placettes expérimentales suivies. Crédit photo : Lebourgeois (2008).

La pluviométrie moyenne annuelle atteint les 1000 mm. Le sol est de type brun andique. En 2007, les placettes abordaient leur quatrième cycle de repousse. La taille moyenne de ces placettes était de 225 m². Le lecteur souhaitant obtenir une description complète du site, des placettes et de leurs modes d'irrigation pourra se référer à Lebourgeois *et al.* (2010).

II – Données de terrain

Les données utilisées dans le cadre de cette thèse sont de plusieurs types. On distinguera les données dites « environnementales » (données climatiques et pédologiques), qui caractérisent les conditions de croissance des parcelles de cannes, les données d’itinéraire technique (calendriers d’irrigation, variétés utilisées, etc.), qui précisent les modalités choisies par les agriculteurs pour la culture de leurs parcelles, et enfin les données « de terrain » (rendements des parcelles et mesures de l’indice d’efficacité d’interception ϵ_i) qui correspondent aux mesures biophysiques réalisées sur le terrain.

II.1 – Les données environnementales

II.1.1 – Les données climatiques

Les deux stations climatiques complètes et les cinq pluviomètres répartis sur les deux sites d’étude (voir Figure 16 et Figure 17) mesurent sur un pas de temps horaire le rayonnement global, les températures minimale et maximale et les précipitations. Le pluviomètre de Bagatelle (voir Figure 16) appartient à Météo France, les autres stations appartiennent au Cirad. Les mesures climatiques sont récupérées par Météo France, validées, et les valeurs journalières calculées. Ces données sont finalement stockées dans une base de données centralisée⁸. Les valeurs d’évapotranspiration potentielle (ETP) sont calculées automatiquement d’après la formule de Penman-Monteith comme recommandé par la FAO (Allen *et al.* 1998).

Les données climatiques journalières (précipitations, évapotranspiration potentielle, rayonnement global et températures minimale et maximale) ont été acquises entre le 01/09/2009 et le 01/01/2013. La pluviométrie annuelle moyenne du site Nord est de 2420 mm (2500, 2400 et 2350 mm en 2010, 2011 et 2012, respectivement), contre 940 mm dans le site Sud (1220, 780 et 810 mm en 2010, 2011 et 2012, respectivement), soit une différence en apport d’eau de près de 160%. La Figure 19 illustre les écarts de précipitations mensuelles cumulées pour les deux sites.

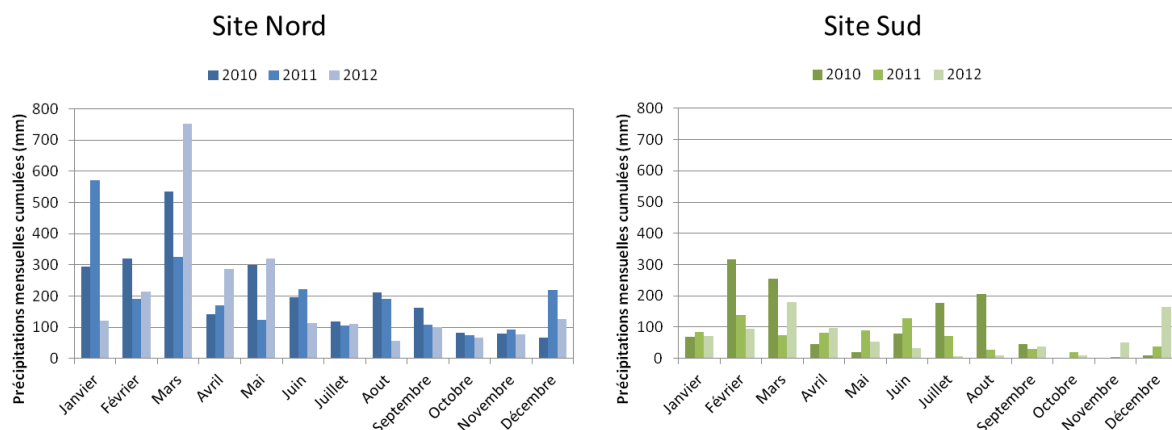


Figure 19. Comparaison des précipitations mensuelles cumulées pour les sites Nord (à gauche) et Sud (à droite), pour les années 2010, 2011 et 2012.

Les évapotranspirations des deux sites sont comparables, avec une valeur journalière moyenne de 4 mm environ (voir Figure 20). Les températures enregistrées sur les sites sont également contrastées (voir Figure 20). Les moyennes des températures minimales et maximales enregistrées sur le site

⁸ Disponible à l’adresse suivante : <http://www.margouilla.net/>

Nord sont de 21 °C et 28 °C, respectivement. Sur le Site Sud, ces moyennes sont de 19 °C et 29 °C. Enfin le site Sud a reçu en moyenne chaque année 7.5% de rayonnement global de plus que le site Nord. Les valeurs moyennes journalières sont de 18.6 et 20.0 MJ m⁻² pour les sites Nord et Sud, respectivement.

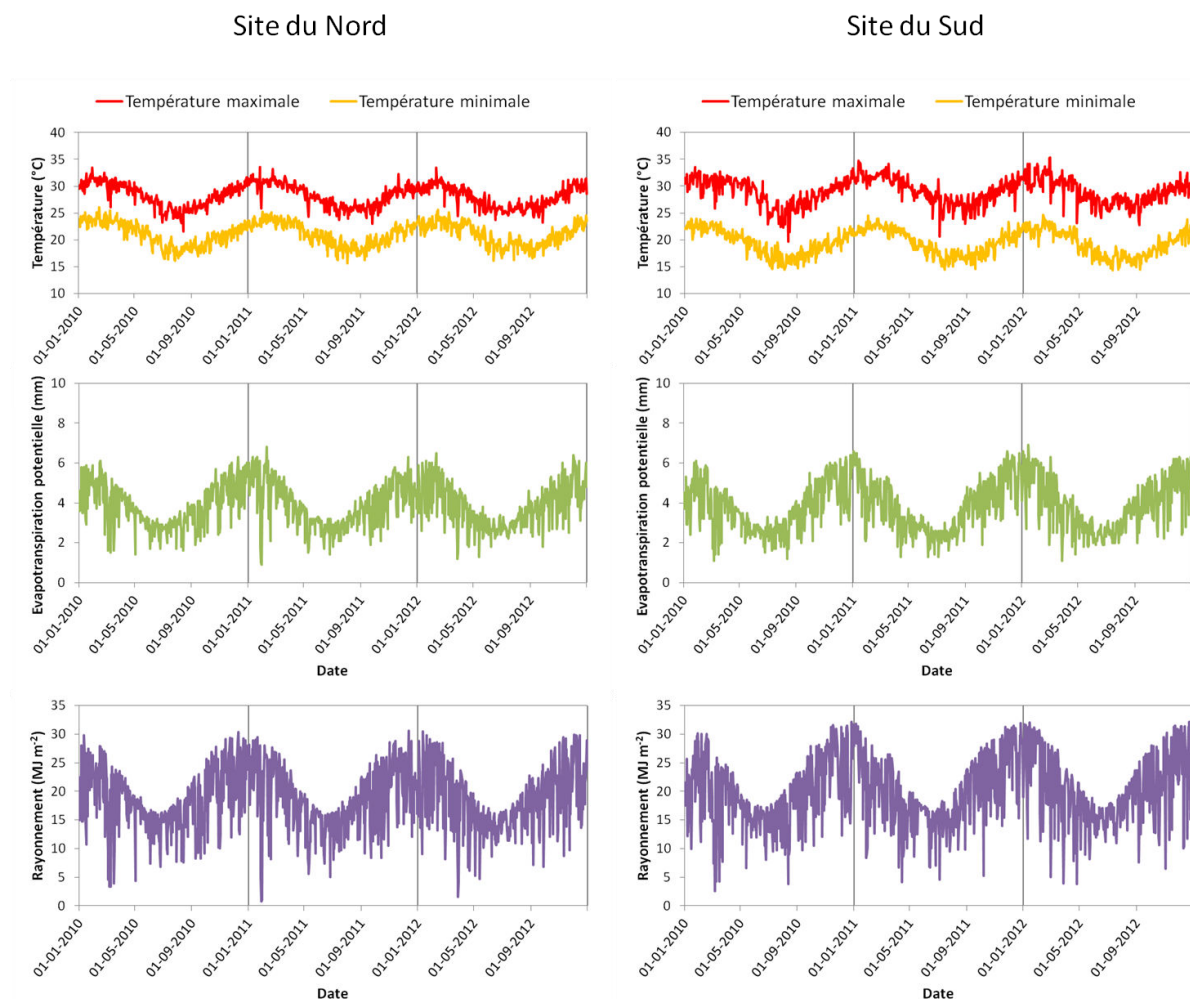


Figure 20. Comparaison des températures minimales et maximales, de l'évapotranspiration potentielle et du rayonnement global journaliers pour les sites Nord (à gauche) et Sud (à droite), pour les années 2010, 2011 et 2012.

Certaines valeurs climatiques journalières n'ont pas été enregistrées (de 1 à 6% de données manquantes selon la station considérée). Les données manquantes d'évapotranspiration potentielle, de rayonnement et de température ont été recalculées en moyennant les valeurs à plus et moins sept jours. Les valeurs manquantes de précipitations ont été remplacées par des valeurs nulles. Il ne nous a en effet pas été possible d'interpoler les données manquantes du fait du caractère fortement aléatoire de la répartition spatiale et temporelle des précipitations.

II.1.2 – Les données pédologiques

Les données pédologiques sont issues de la carte pédologique de la Réunion (Raunet 1991). Deux informations sont nécessaires au paramétrage du modèle, la profondeur de sol et la réserve utile de ces sols.

Pour le site Nord, nous avons utilisé une valeur unique de profondeur pour les sols andiques, ferrallitiques et bruns de 100 cm pour l'ensemble des parcelles. Pour le site Sud, deux valeurs de profondeur du sol brun andique ont été retenues, à savoir 150 et 50 cm. Cette différence vient du fait que le champ 1 du site Nord est excentré par rapport au reste du site (voir Figure 17) et ne se situe donc pas sur le même ensemble pédologique.

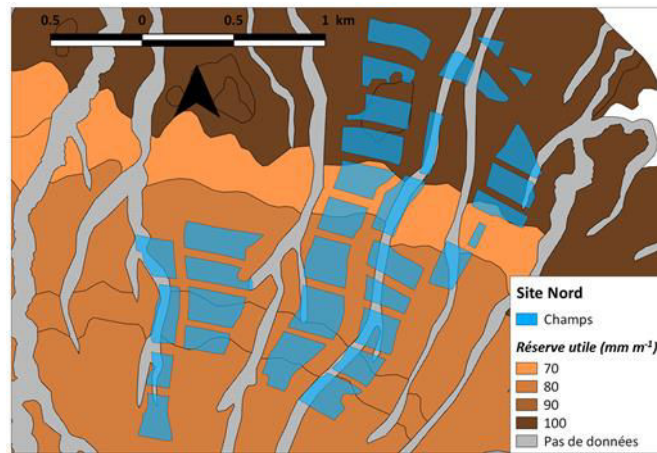


Figure 21. Carte des réserves utiles des champs du site Nord. Extrait de Raunet (1991).

Les valeurs de réserve utile du site Nord sont comprises entre 70 et 100 mm m^{-1} . Environ 58% des parcelles présentent une réserve utile de 80 mm m^{-1} , et environ 34% une réserve utile de 100 mm m^{-1} . Une valeur de 70 mm m^{-1} a été utilisée pour les trois parcelles restantes. Pour le site Sud, la gamme de variation est plus restreinte, puisque la majorité des parcelles (84%) présente une valeur de réserve utile de 90 mm m^{-1} . Les quatre parcelles restantes prennent des valeurs de réserve utile de 100 mm m^{-1} (3 parcelles) et 70 mm m^{-1} (1 parcelle).

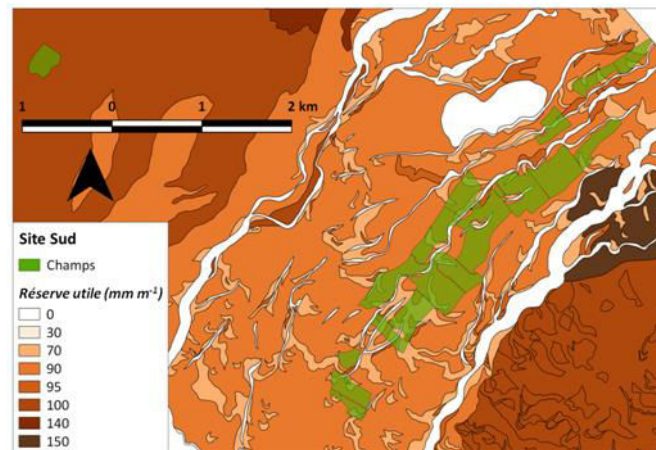


Figure 22. Carte des réserves utiles des champs du site Sud. Extrait de Raunet (1991).

Le site expérimental est situé sur un seul ensemble pédologique, par conséquent toutes les placettes présentent les mêmes profondeurs de sol (160 cm) et de réserve utile (90 mm m^{-1}).

II.2 – Les données d'itinéraire technique

II.2.1 – Caractérisation des principales pratiques culturales

Les données de variété, âge depuis la dernière récolte et nombre de cycles de repousse de chaque parcelle ont été obtenues auprès des exploitants des sites Nord et Sud. Les principales caractéristiques sont récapitulées dans le Tableau 2.

Tableau 2. Récapitulatif des parcelles utilisées dans l'étude.

Site	Année	Nombre de parcelles	Date de début de croissance	Date de fin de croissance	Variétés (nombre de champs)	Nombre de repousses
Nord	2010	7	09/07/2009	20/11/2010	R579 (7)	1 à 4
	2011	11	19/08/2010	22/11/2011	R579 (11)	1 à 6
	2012	20	24/07/2011	10/12/2012	R579 (17), R582 (3)	1 à 6
Sud	2010	10	19/09/2009	27/11/2010	R570 (3), R577 (3), R579 (2), R582 (1), R584 (1)	1 à 9
	2011	7	17/09/2010	26/11/2011	R570 (2), R577 (2), R579 (2), R584 (1)	2 à 10
	2012	8	23/08/2011	20/11/2012	R570 (2), R577 (2), R579 (3), R584 (1)	3 à 10

Les dates de début de croissance correspondent au lendemain du jour de récolte de la première parcelle à être coupée pour la campagne de l'année $n-1$, les dates de fin de croissance correspondent au jour de récolte pour la dernière parcelle à être coupée pour la campagne de l'année n . Ces dates constituent des approximations, étant donné que la coupe d'une parcelle peut s'étaler sur des jours, voire des semaines. La pertinence de ces approximations a été vérifiée avec les séries temporelles de NDVI dérivées des images satellites présentées dans le paragraphe suivant. Les dates de début et de fin de croissance déterminent la période de calcul de croissance par les modèles, et donc également les séries climatiques à constituer.

Sur le site Nord, la variété R579 est largement dominante, plantée sur 90% des parcelles suivies sur ce site. Le site Sud présente un contraste nettement plus marqué en termes de variétés, les variétés R570, R577 et R579 étant cultivées en égale proportion (28%). Les variétés R582 et R584, récemment disponibles pour la culture en conditions agricoles, ne sont que peu utilisées.

Sur les parcelles suivies, le cycle de repousse varie entre 1 et 6 ans pour le site Nord, et 1 et 10 ans pour le site Sud (voir Figure 23).

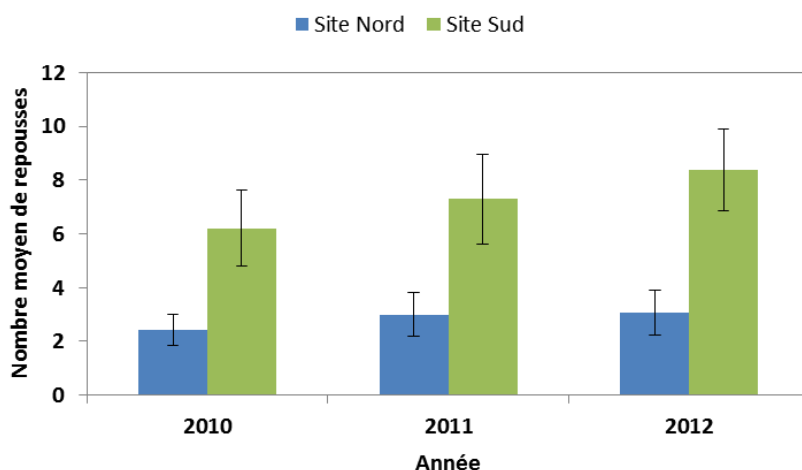


Figure 23. Nombre moyen et écart-type de repousses pour chaque site et chaque année.

Les informations de variété et de stade de repousse ne sont pas directement prises en compte dans les modèles d'estimation de la production de biomasse, cependant ces deux facteurs sont connus pour avoir un effet sur le rendement des parcelles. Ces informations ont été utilisées pour interpréter les résultats obtenus.

II.2.2 – Les apports en eau par irrigation

Comme mentionné précédemment, quinze parcelles du site Sud sont irriguées. La parcelle I01 (voir Figure 17, excentrée au Nord-Ouest du reste de l'exploitation) est irriguée en goutte à goutte, et les quatorze parcelles restantes sont irriguées par aspersion. Pour chaque parcelle, l'exploitant apporte 30 mm d'eau par irrigation si la somme des précipitations de la semaine passée est inférieure à 30 mm. Les calendriers d'irrigation utilisés dans MOSICAS ont été calculés sur cette base. Les irrigations cessent à partir de début juin pour les parcelles devant être récoltées en début de campagne. L'irrigation des parcelles coupées en fin de campagne continue jusqu'à mi-juillet. Ce « sevrage » a pour but de favoriser l'accumulation de saccharose dans les tiges à récolter en provoquant un stress hydrique chez la plante.

II.3 – Les mesures sur le terrain

Les valeurs de rendements ont été acquises pour chaque parcelle de l'étude. Nous avons également réalisé des mesures de l'indice d'efficacité d'interception sur cinq parcelles du site Sud durant la campagne de 2012.

II.3.1 – Les rendements des parcelles agricoles

Les rendements observés sur les parcelles agricoles ont été obtenus auprès des exploitants des sites Nord et Sud. Les principales informations sont résumées dans le Tableau 3.

Les rendements du site Nord sont plus élevés que ceux du site Sud. Ceci s'explique par la pluviométrie plus forte du site Nord, favorisant la production de biomasse. La variabilité intra-annuelle des rendements est moins importante au Nord qu'au Sud.

Tableau 3. Rendements moyen, minimal et maximal et écart type pour chaque site et chaque année.

Site	Année	Rendement moyen (t ha ⁻¹)	Rendement minimal (t ha ⁻¹)	Rendement maximal (t ha ⁻¹)	Ecart type (t ha ⁻¹)
Nord	2010	129.7	115.5	139.2	8.0
	2011	107.4	86.2	119.9	8.7
	2012	118.1	96.9	139.7	11.1
Sud	2010	94.4	66.8	114.2	15.1
	2011	94.0	74.2	115.2	15.5
	2012	91.8	72.0	112.3	12.0

On note une baisse importante du rendement moyen observé sur le site Nord pour l'année 2011. Ceci s'explique par les faibles précipitations des mois de mars et mai 2011 (voir Figure 19). Sur le site Sud, les rendements sont comparables d'une année sur l'autre, avec toutefois une légère décroissance avec le temps.

II.3.2 – Les mesures d'efficacité d'interception

Des mesures d'efficacité d'interception ε_i ont été réalisées pour établir une relation avec le NDVI. Cet indice a été mesuré durant le cycle de croissance de cinq parcelles du site Sud (voir Figure 24) entre le mois de décembre 2011 et le mois de juin 2012, avec en moyenne 11 dates de mesures par parcelle. Un protocole similaire à celui proposé par Martiné (2003) a été utilisé.

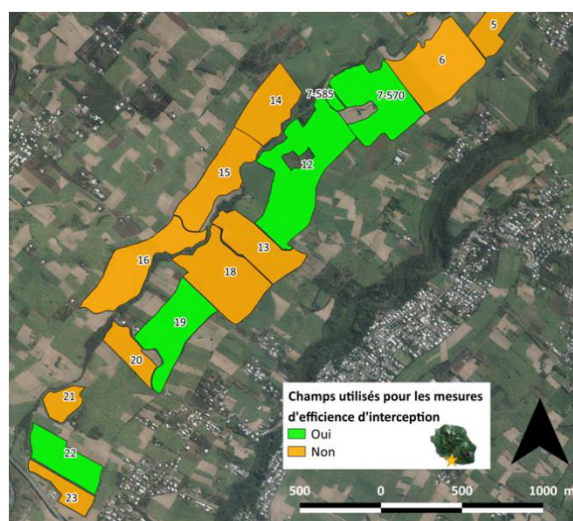


Figure 24. Localisation des champs utilisés pour les mesures d'efficacité d'interception. Fond d'image : ©IGN – BD ORTHO®.

Les relevés ont été faits à l'aide d'un ceptomètre Accupar LP-80, équipé d'un capteur externe (Decagon devices Inc., Pullman, Washington, Etats-Unis, voir Figure 25).

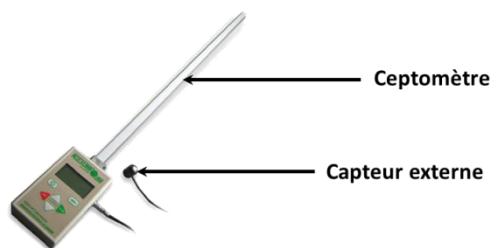


Figure 25. Ceptomètre « Accupar LP-80 » et capteur externe.

Ces deux capteurs mesurent simultanément la partie photosynthétiquement active du rayonnement solaire. Les mesures ont été faites entre 10:00 et 13:00, par faible nébulosité. Sur chaque parcelle, neuf repères de mesure ont été placés afin de prendre en compte l'hétérogénéité spatiale des parcelles. Avant chaque cycle de mesure, les limbes morts ont été retirés des tiges, de façon à mesurer l'efficacité d'interception « verte », c'est-à-dire celle utile à la photosynthèse. Pour chaque repère, quatre mesures simultanées du rayonnement transmis sous couvert végétal et du rayonnement incident ont été réalisées (voir Figure 26).

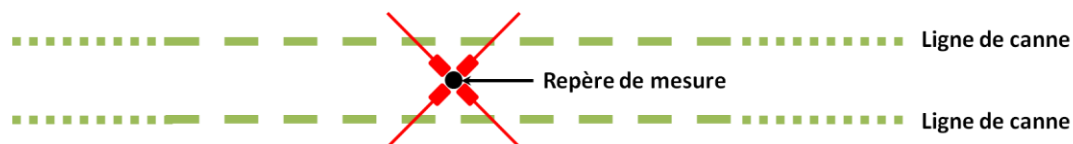


Figure 26. Mesures de l'efficacité d'interception.

Pour chacune de ces mesures, l'efficacité d'interception a été calculée d'après la formule suivante :

$$\varepsilon_i = (PAR - PAR_t) / PAR \quad (4)$$

où PAR est le rayonnement photosynthétiquement actif incident, et PAR_t le rayonnement photosynthétiquement actif transmis sous la canopée (voir Figure 27), tous deux exprimés en $MJ\ m^{-2}$.

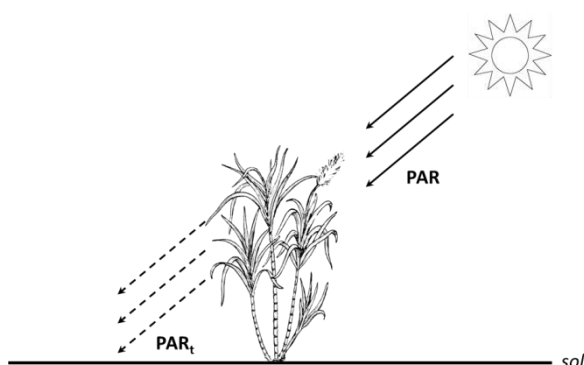


Figure 27. PAR incident et PAR transmis.

Les valeurs d'efficacité d'interception calculées d'après les quatre mesures effectuées sur chaque repère ont été moyennées. Les valeurs d'efficacité d'interception ont finalement été calculées à l'échelle de la parcelle en moyennant les résultats obtenus pour chaque repère.

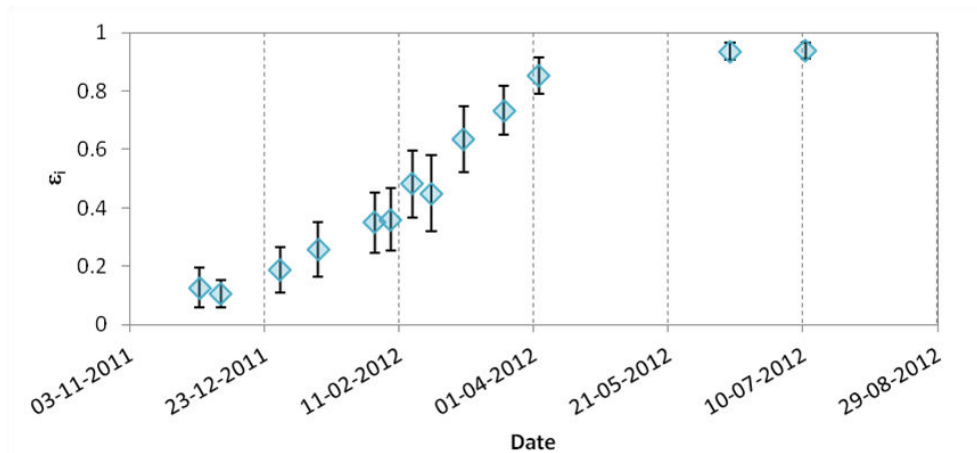


Figure 28. Moyennes et écarts-types de l'indice d'efficacité d'interception ϵ_i mesuré sur la parcelle 7-570, voir Figure 24.

III – Les données radiométriques

Deux jeux de données radiométriques ont été utilisés. Le premier jeu est constitué de données satellitaires, obtenues avec les satellites SPOT4 et SPOT5. Le second jeu de données est constitué de mesures obtenues avec un radiomètre infrarouge.

III.1 – Les images SPOT4 et SPOT5

Cinquante-six images satellites SPOT d'une fauchée de 60x60 km² ont été acquises entre juillet 2009 et décembre 2012 (voir Figure 29). Quarante-deux de ces images ont été acquises par le satellite SPOT4, les seize images restantes étant acquises par le satellite SPOT5.

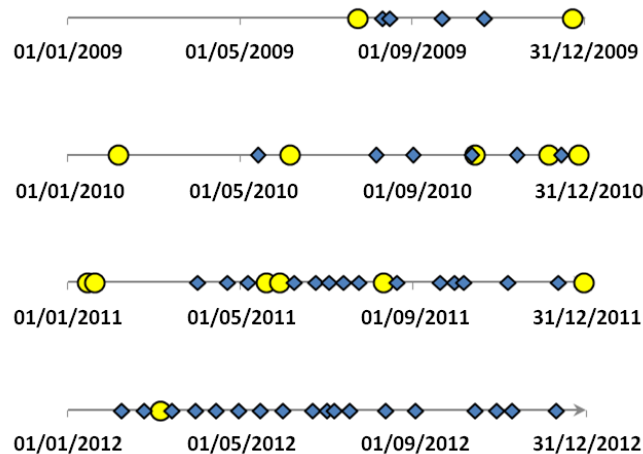


Figure 29. Acquisition d'images SPOT4 (losanges bleus) et SPOT5 (cercles jaunes). Les rectangles verts symbolisent les périodes de récolte.

L'ensemble de ces images a été préalablement traité et fourni par le Centre National d'Études Spatiales (CNES) *via* le projet Kalideos (voir De Boissezon *et al.* 2010). Les traitements effectués par le CNES pour chaque image consistaient en :

- une orthorectification,
- pour les images SPOT4, un traitement radiométrique (fusion de résolution) pour obtenir une résolution spatiale des images multispectrales à 10 m,

- des corrections radiométriques pour obtenir une réflectance en « *top of canopy* » (TOC), de façon à ce que chaque image soit comparable aux autres dans le temps et l'espace.

La liste des images multispectrales est disponible en annexe 2.

III.1.1 – Les prétraitements

Les valeurs de NDVI ont été calculées d'après l'équation présentée en Tableau 1 pour chaque pixel des cinquante-six images satellites acquises (voir exemple en Figure 30).

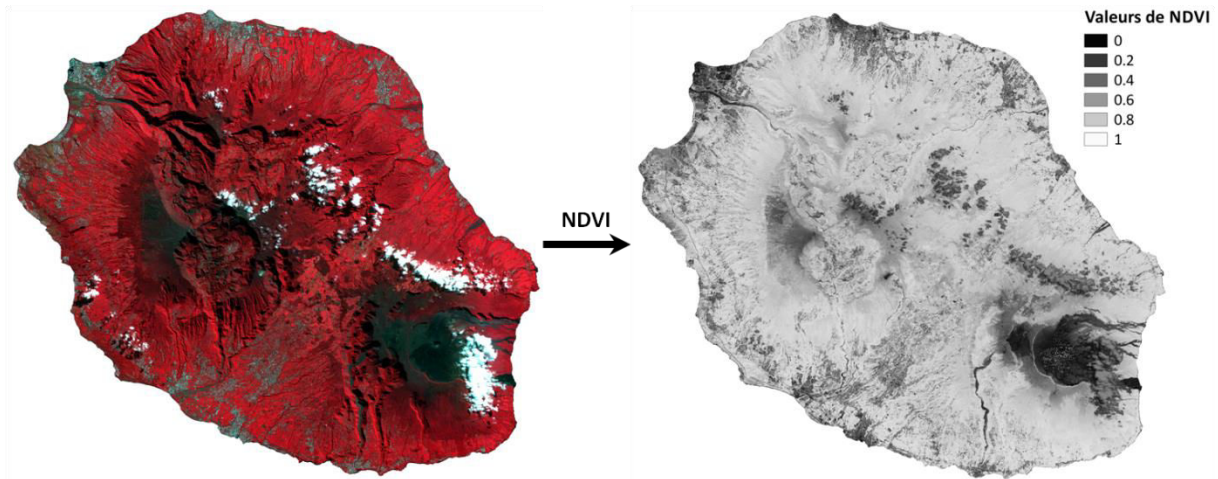


Figure 30. Image du 30/05/2011 en mode multispectrale (à gauche) et en valeurs de NDVI (à droite). Les pixels clairs de l'image NDVI indiquent une forte activité chlorophyllienne. Source : Kalideos, base Isle-Reunion.

Les valeurs médianes de NDVI de chaque parcelle agricole suivie ont ensuite été calculées en portant une attention particulière sur l'absence d'effets liés à la présence de nuages ou de projections de nuages sur les parcelles suivies : les valeurs des parcelles ainsi contaminées n'ont pas été utilisées dans la suite de notre étude. Il est à noter également qu'une zone tampon de 10 m (correspondant à la taille d'un pixel d'une image satellite) a été retirée à chaque parcelle, ceci afin de s'affranchir d'éventuels effets de bordure. Les profils temporels de NDVI ont ensuite été établis pour chaque parcelle (voir exemple en Figure 31).

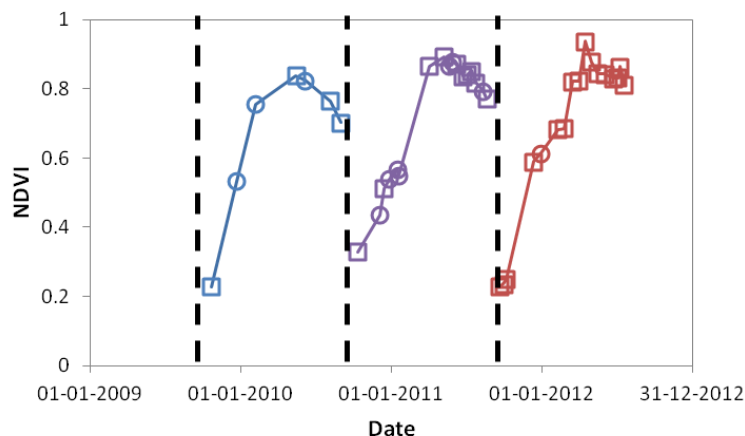


Figure 31. Exemple de profil temporel du NDVI d'une parcelle du site Sud pour trois années consécutives. Les traits noirs en tirets symbolisent la date de coupe. Les carrés représentent l'acquisition d'une image SPOT4 et les ronds, l'acquisition d'une image SPOT5.

III.1.2 – Modèle d’interpolation du NDVI

Les méthodes d’estimation du rendement fondées sur la télédétection explorées dans le cadre de cette thèse sont basées sur les profils temporels de NDVI dérivables des images satellites. Pour chaque parcelle, un modèle d’interpolation composé de deux fonctions logistiques continues (Clevers *et al.* 2002) a été utilisé pour décrire l’évolution du NDVI au cours du temps (voir Figure 32).

La première fonction (F_1) a été utilisée pour décrire la croissance de la parcelle. La seconde fonction (F_2) a été utilisée pour décrire la phase de sénescence de la parcelle. La dynamique du NDVI est calculée comme suit :

$$NDVI(t) = F_1(t) - F_2(t) \quad (5)$$

$$F_1(t) = m / (1 + e^{-a(t-t_i)}) \quad (6)$$

$$F_2(t) = m / (1 + e^{-b(t-t_f)}) \quad (7)$$

où t est l’âge en degrés jours de la parcelle depuis la dernière récolte, m est la valeur maximale de la fonction logistique, a et b sont respectivement les pentes aux points d’inflexion des fonctions F_1 et F_2 . t_i et t_f sont les valeurs des âges thermiques pour ces points d’inflexion. L’ensemble de ces paramètres a été obtenu par une régression non-linéaire de type « nls » (R Development Core Team 2010).

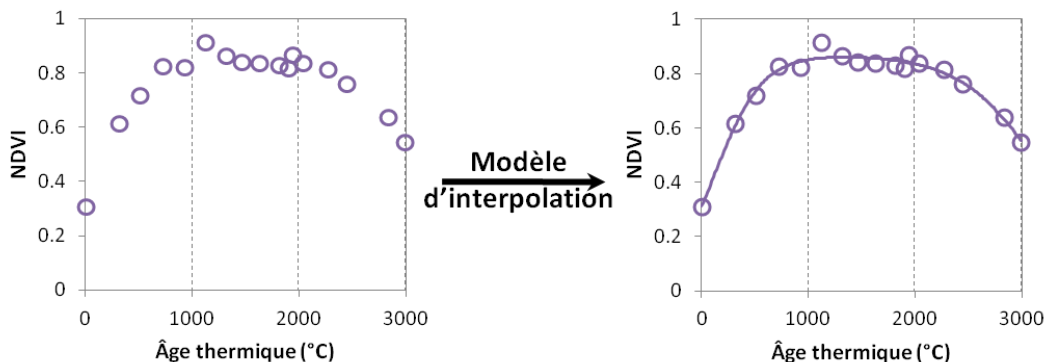


Figure 32. Exemple d’évolution du NDVI décrite par le modèle d’interpolation pour une parcelle du site Sud.

L’âge thermique a été préféré à l’âge calendaire pour appliquer le modèle d’interpolation, Lofton *et al.* (2012) ayant montré que la relation entre NDVI et biomasse de canne à sucre s’en trouvait améliorée. Les âges thermiques de chaque parcelle ont été calculés en se basant sur la température moyenne journalière de la parcelle et sur une température de base de 12 °C (Martiné 2003).

III.1.3 – Détermination de la fonction de transfert entre NDVI et ε_i

Nous avons utilisé les mesures de terrain de l’indice d’efficacité d’interception ε_i et les valeurs de NDVI, calculées à âge thermique équivalent à partir du modèle d’interpolation présenté précédemment, pour établir une régression linéaire entre ε_i et NDVI (Bégué 1993 et Law et Waring 1994) (voir Figure 33).

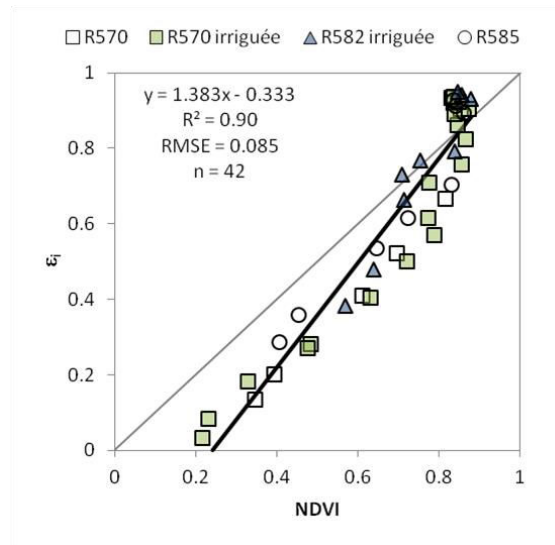


Figure 33. Mesures de ε_i en fonction du NDVI. Les valeurs de NDVI sont obtenues à partir du modèle d'interpolation.

On note que le NDVI prend une valeur de 0.24 pour une efficacité d'interception nulle. Cette valeur est due aux résidus de récolte (notamment les limbes) laissés au sol.

Les résultats d'une analyse de variance réalisée sur les résidus des relations ajustées pour chaque type de variété de canne et de type d'irrigation ont montré que ces deux facteurs n'influençaient pas la relation entre ε_i et NDVI (valeur $p = 0.30$ et 0.91 , respectivement). Nous avons donc retenu une relation unique pour décrire l'évolution de ε_i en fonction du NDVI, telle que présentée ci-après :

$$\varepsilon_i = 1.383 \text{ NDVI} - 0.333 \quad (8)$$

L'ensemble des valeurs de ε_i utilisées dans cette étude ont été calculées à partir de cette fonction de transfert.

III.2 - Les mesures de température de surface

Les mesures de température de surface des parcelles expérimentales de canne à sucre ont été réalisées en continu pendant les campagnes agricoles 2007 et 2008 à l'aide de capteurs en infrarouge thermique IRR-P (Apogée[®]) installés 7 m au-dessus du couvert et visant la canopée au nadir afin de s'affranchir des effets azimutaux. Les lecteurs souhaitant obtenir plus d'informations sur l'acquisition des données de température de surface pourront se référer à Lebourgeois *et al.* (2010).

IV – Les modèles d'estimation du rendement de la canne à sucre

IV.1 – Le modèle empirique d'intégrale de NDVI

En se basant sur les modèles d'interpolation du NDVI établis précédemment, nous avons calculé les valeurs intégrées du NDVI entre deux récoltes pour chaque parcelle. Une régression linéaire a ensuite été établie entre ces valeurs intégrées de NDVI et les rendements observés de chaque parcelle.

IV.2 – Le modèle d'efficience de la canne à sucre

Le modèle utilisé ici repose sur le lien existant entre la production de matière sèche végétale et la quantité de rayonnement photosynthétiquement actif absorbée par la plante (Kumar et Monteith 1981). Le modèle d'efficience calcule une production de matière sèche (ms) en se basant sur l'intégration, sur la durée du cycle de croissance de la plante du rayonnement global (R_g) et des efficacités climatique (ε_c), d'interception (ε_i) et de conversion (ε_b). L'efficience climatique et l'efficience de conversion étant considérées constantes au cours d'un cycle de croissance, l'équation (2) peut être reformulée comme suit :

$$ms = \varepsilon_c \varepsilon_b \int_{t_0}^t \varepsilon_i R_g dt \quad (9)$$

De même que pour le modèle d'interpolation du NDVI présenté précédemment, un pas de temps d'intégration utilisant les degrés jour a été utilisé pour ce modèle. Les données de rayonnement global n'étant pas disponibles à un tel pas de temps, elles ont été recalculées en conséquence.

Les valeurs d'efficience d'interception ont été calculées pour chaque parcelle en se basant sur les résultats du modèle d'interpolation du NDVI (voir les équations (5), (6) et (7)) et sur la fonction de transfert préalablement établie (voir l'équation (8)).

La valeur de l'efficience climatique a été fixée à 0.5 (Szeicz 1974, Stanhill et Fuchs 1977 et Martiné 2003).

Bien que l'efficience de conversion du rayonnement en biomasse sèche aérienne soit généralement utilisée avec le modèle d'efficience, nous nous sommes basés sur la valeur d'efficience de conversion du rayonnement en biomasse sèche totale RUE_m utilisée dans MOSICAS, ceci afin de formaliser un lien entre matière sèche totale et rendement comparable à celui proposé dans MOSICAS. Nous avons donc $\varepsilon_b = RUE_m = 3.22 \text{ g MJ}^{-1}$ (Martiné 2003).

En combinant ces différentes informations avec les équations (8) et (9), on obtient :

$$ms = 1.61 \int_{t_0}^t (1.383 NDVI - 0.333) R_g dt \quad (10)$$

Pour passer des valeurs de biomasse sèche à des valeurs de rendement de la canne, mesuré en matière fraîche, nous avons utilisé le contenu en eau des cannes. La variation du contenu en eau des cannes est considéré comme faible en fin de cycle de croissance (Lingle 1999). Une relation linéaire a été établie en se basant sur les estimations de production de matière sèche ms et de rendement rd

calculés par le modèle MOSICAS pour les parcelles de notre jeu de données (voir Figure 34), telle que :

$$rd = 0.018 ms + 3.64 \quad (11)$$

avec le rendement rd exprimé en $t\ ha^{-1}$ et la matière sèche aérienne ms exprimée en $g\ m^{-2}$.

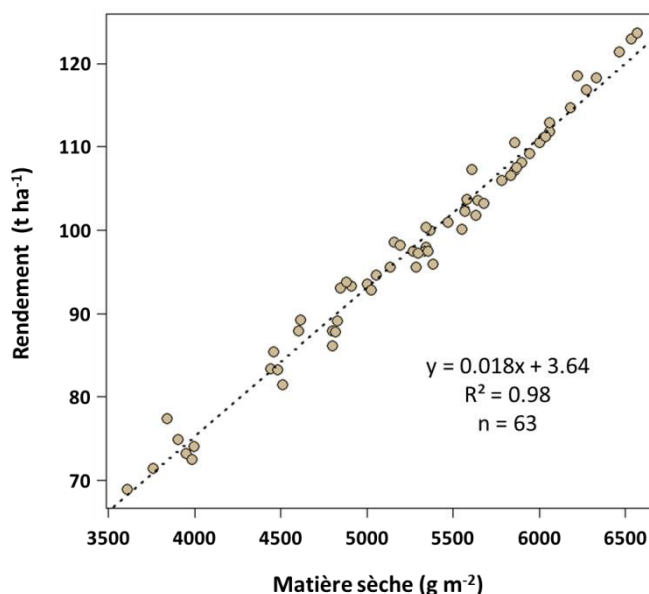


Figure 34. Régression linéaire entre le rendement et la matière sèche totale simulés par le modèle MOSICAS à la récolte.

Finalement, en combinant les équations (10) et (11), on obtient :

$$rd = \left[0.029 \int_{t_0}^t (1.383 NDVI - 0.333) R_g d_t \right] + 3.64 \quad (12)$$

IV.3 – Le modèle de croissance de la canne à sucre MOSICAS

MOSICAS⁹ est un modèle semi-mécaniste de croissance de la canne à sucre (Martiné 2003). Il est composé d'un module de bilan hydrique et d'un module de croissance (voir Figure 35) fonctionnant sur un pas de temps journalier et simulant la croissance d'une première repousse d'une parcelle homogène de canne à sucre plantée avec la variété R570 (variété présentée en annexe 4).

La croissance simulée est fonction de plusieurs variables climatiques (précipitations, évapotranspiration potentielle, température moyenne et rayonnement global). L'irrigation est également prise en compte par le biais du module de bilan hydrique. Les paramètres du modèle caractérisent l'état du sol (*e.g.* la profondeur racinaire, la réserve utile) et de la plante (*e.g.* la température de base, les coefficients de partition de la biomasse, la vitesse de croissance de la surface foliaire). Un tableau exhaustif, reprenant l'ensemble des variables, paramètres et équations utilisés dans MOSICAS est présenté en annexe 1.

⁹ Modèle de Simulation de Croissance de la canne A Sucre

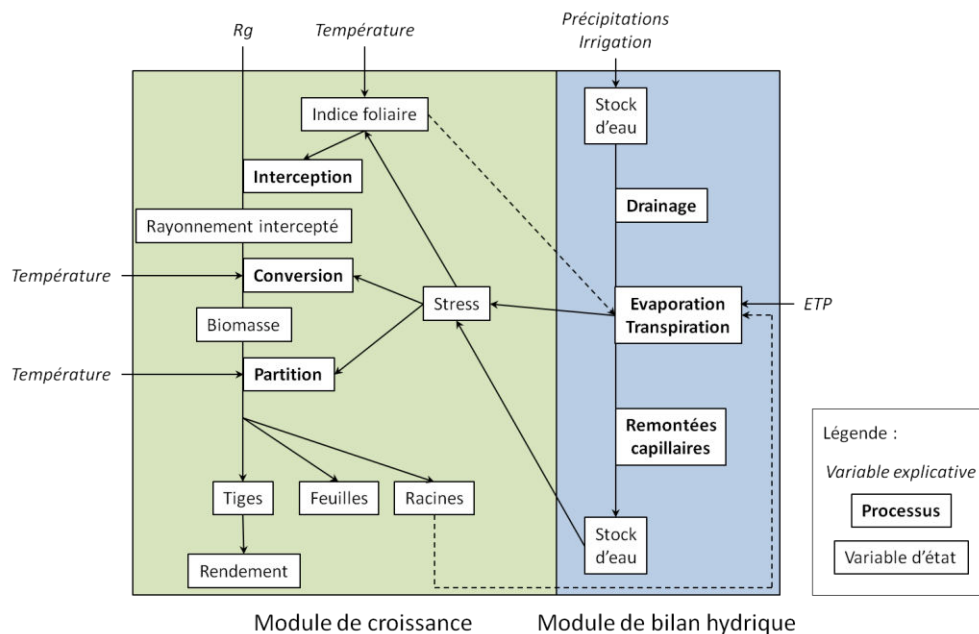


Figure 35. Schéma simplifié des principaux flux et processus de MOSICAS. « Rg » correspond au rayonnement global, « ETP » à l'évapotranspiration potentielle. Adapté de Martiné (2003).

Il est à noter que la conception de MOSICAS n'autorise pas la prise en compte des effets liés à une carence minérale. De même, les effets de l'âge de la parcelle simulée (son nombre de cycles de repousse) ainsi que les éventuelles maladies, attaques de ravageurs ou encore excès d'eau ne sont pas inclus dans le modèle. Tous ces phénomènes amènent le modèle à surestimer les rendements lorsqu'il est appliqué en conditions non expérimentales (*i.e.*, en conditions agricoles).

IV.3.1 – Le module de bilan hydrique

Le module de bilan hydrique utilisé dans MOSICAS est une version adaptée (Gabrielle *et al.* 1995) du bilan hydrique du modèle Ceres, initialement développé pour simuler la croissance de parcelles de maïs aux Etats-Unis (Jones *et al.* 1986). Dans ce module, le sol est un réservoir multicouches, chaque couche ayant son propre réservoir hydrique. Le nombre de couches est fonction de la profondeur du sol. Le paramètre de profondeur d'enracinement (P_{rac}) fixe la profondeur maximale de développement des racines et donc des prélèvements en eau nécessaires pour satisfaire les besoins hydriques de la plante. Le calcul du bilan hydrique s'effectue en quatre étapes (Martiné 2003) :

1. en premier lieu, les flux de drainage sont calculés en fonction des apports en eau (pluie et irrigation). Les pertes liées au ruissellement sont négligées et incluses dans le drainage ;
2. les pertes en eaux liées à la demande climatique sont ensuite calculées. L'évaporation est évaluée sur la base de la réserve en eau de la couche supérieure du sol, et la transpiration est déterminée en fonction de la profondeur racinaire de la plante préalablement renseignée ;
3. les remontées capillaires sont calculées de façon à amener à un rééquilibrage des potentiels hydriques entre les quatre couches de sol ;
4. enfin, le stock d'eau utile à la croissance de la plante et la réserve utile sont calculés (voir Figure 36).

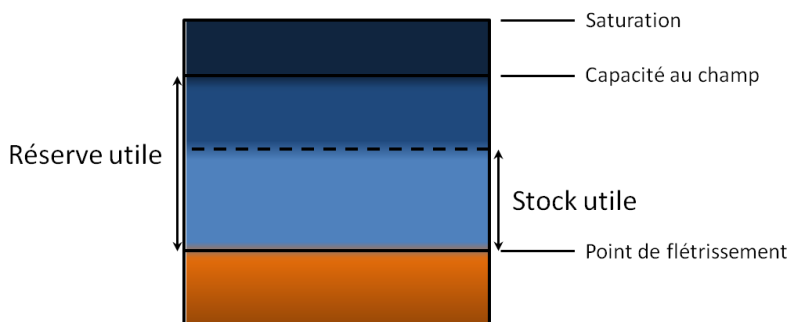


Figure 36. Représentation d'une couche de sol avec ses trois niveaux d'eau caractéristiques. Adapté de Martiné (2003).

Finalement, un taux de satisfaction hydrique $swdef$ est calculé sur la base du rapport entre le stock d'eau utile et la réserve utile du sol, prenant des valeurs comprises entre 0 et 1. La réserve utile du sol décrit la quantité maximale d'eau que le sol peut absorber et restituer à la plante, et le stock d'eau utile décrit le remplissage effectif de cette réserve. Lorsque le taux de satisfaction hydrique est nul, la croissance est interrompue ; à l'inverse, lorsque le taux de satisfaction hydrique est égal à 1, la plante ne souffre d'aucun stress lié à un manque d'eau. Cette valeur est traduite en coefficients de stress appliqués aux équations du module de croissance afin de prendre en compte l'état de stress hydrique de la parcelle sur la croissance de la plante.

IV.3.2 – Le module de croissance

Le module de croissance de MOSICAS est organisé de la même manière que la plupart des modèles de croissance végétale (voir chapitre 1, II.2.3.1). De façon simplifiée, le calcul de la biomasse sèche produite quotidiennement s'effectue suivant trois étapes : le rayonnement intercepté est d'abord calculé à partir des données de rayonnement global et d'indice foliaire. La biomasse sèche produite en fonction de la quantité de rayonnement intercepté et des coefficients de stress est calculée. Enfin cette biomasse est partitionnée entre les différents compartiments de la plante : racines, feuilles, tige et sucre.

De façon plus détaillée, le premier calcul effectué par le module de croissance vise à déterminer les coefficients de stress hydriques $swdf1$ et $swdf2$ à partir de $swdef$. Le premier affectant la capacité de la plante à convertir le rayonnement en biomasse, le second conditionnant l'évolution de la surface foliaire et les processus de croissance. Enfin ces deux coefficients interviennent dans la partition de la biomasse de tige usinable entre structures et saccharose.

Le module calcule ensuite les degrés jours et l'âge thermique de la parcelle, tous deux exprimés en °C. Les degrés jours sont calculés comme étant la différence entre la température moyenne journalière et une température de base, fixée à 12 °C (Martiné 2003). L'âge thermique correspond au cumul des degrés jours depuis la dernière coupe de la parcelle. Il conditionne le stade d'apparition des feuilles, fixé à 100 °C (Martiné 2003).

Le LAI est ensuite calculé à partir du bilan entre les surfaces foliaires quotidiennement élaborées et les surfaces foliaires sénescentes. Il est à noter que de formalisme proposé ici est de type « *big leaf* », dans lequel les propriétés du couvert d'une culture sont synthétisées dans une seule feuille, représentative de l'ensemble.

Le rayonnement utile à la photosynthèse (PAR, en MJ m^{-2}) est ensuite déduit du rayonnement global en appliquant l'efficacité climatique ε_c (Inman-Bamber 1991). L'efficacité d'interception ε_i ,

correspondant à la fraction de rayonnement intercepté par les feuilles vertes, est calculée à partir du LAI, du coefficient d'extinction ke et suivant la loi de Beer-Lambert présentée ci-après :

$$\varepsilon_i = 1 - e^{(-ke \times LAI)} \quad (13)$$

Le rayonnement intercepté (PAR_i) est calculé d'après la formule suivante :

$$PAR_i = PAR \times \varepsilon_i \quad (14)$$

L'accroissement de biomasse sèche totale produite ($dmst$) est ensuite calculé sur la base du lien formalisé par Monteith (1972) entre production de biomasse (en g), PAR_i et l'efficacité de conversion maximale du rayonnement en biomasse totale RUE_m exprimée en $g MJ^{-1}$, équivalent du paramètre ε_b utilisé dans les modèles d'efficacité. Cet accroissement journalier potentiel de biomasse est limité d'une part par le stress hydrique $swdf1$, et d'autre part par le stress thermique $ktemp$, la température influençant significativement la conversion du rayonnement intercepté en biomasse (Martiné *et al.* 1999). On a donc :

$$dmst = PAR_i \times RUE_m \times swdf1 \times ktemp \quad (15)$$

La partition de la matière sèche produite entre biomasse racinaire et biomasse aérienne est calculée sur la base d'une constante, 10% de la matière sèche produite étant alloué aux racines, les 90% restants étant alloués aux compartiments aériens de la plante.

La matière sèche aérienne produite est ensuite elle-même partitionnée entre limbes et tiges. Les quantités de matière sèche nouvellement formée et allouée aux limbes et aux tiges sont calculées en fonction de la matière sèche aérienne nouvellement formée et de deux coefficients, fonctions de la matière sèche aérienne déjà formée.

Comme pour les allocations de matière sèche aux limbes et aux tiges, la quantité de matière sèche allouée aux structures (fibres, sucres réducteurs et matières minérales) est calculée en fonction de la production journalière de matière sèche allouée aux tiges usinables et de trois coefficients, respectivement fonctions (i) de la matière sèche totale de tige usinable, (ii) des coefficients de stress hydriques $swdf1$ et $swdf2$, et (iii) de la température moyenne journalière. La quantité de matière sèche allouée au sucre est calculée comme étant la différence entre matière sèche de tiges usinables et matière sèche allouée aux structures de ces tiges.

La dernière étape des calculs consiste à caractériser le contenu en eau des tiges usinables. Cette humidité diminue avec le vieillissement de la tige. Elle est de 90% en début de croissance et se stabilise à 68% lors de la phase de maturation. Le rendement ($t ha^{-1}$) est finalement calculé sur la base de la teneur en eau et de la quantité de matière sèche des tiges usinables.

V – Couplage des données

Dans cette partie, nous présentons les variables d'état et les méthodes de couplage (forçage et réécalonnage) utilisées avec le modèle MOSICAS. Les informations relatives à chaque méthode, ainsi que les numéros des papiers présentés en introduction et mettant en œuvre ces méthodes, sont récapitulées en Tableau 4.

Tableau 4. Récapitulatif des variables assimilées et des paramètres réécalonnés.

Méthode de couplage	Variable d'état utilisée	Acquisition de la variable	Modèle d'estimation de la biomasse	Paramètre visé	# papier
Forçage	ε_i	télé-détection	MOSICAS et modèle d'efficacité	-	1 & 3
Réécalonnage	CWSI	télé-détection	MOSICAS	profondeur d'enracinement (P_{rac})	2
	Rendement observé	enquête de terrain	MOSICAS	efficacité de conversion du rayonnement (RUE_m)	1

V.1 – Les méthodes de forçage

Nous avons testé deux méthodes de forçage de la variable d'état ε_i simulée par MOSICAS : forçage partiel et forçage complet. Pour le forçage partiel, les valeurs simulées de ε_i ont été remplacées à chaque fois qu'une image satellite est disponible. Cette méthode sera notée MOS-PF dans la suite de ce document. Pour le forçage complet, les valeurs de ε_i simulées ont été remplacées à chaque pas de temps, à partir de mesures satellitaires interpolées. Cette méthode sera notée MOS-CF.

A partir de l'équation (8) nous avons calculé l'ensemble des valeurs de ε_i utilisées dans le forçage de MOSICAS, soit directement à partir des valeurs médianes de NDVI calculées pour chaque parcelle, pour chaque image satellite disponible, soit à partir des résultats du modèle d'interpolation du NDVI (voir équations (5), (6) et (7)). La procédure de forçage à proprement parler est implémentée dans MOSICAS, une commande indiquant au modèle d'aller scruter un tableau dans lequel sont préalablement renseignées les dates d'observation et les valeurs de ε_i .

V.2 – Les méthodes de réécalonnage

Nous avons testé deux approches de réécalonnage de paramètres de MOSICAS. Les approches employées diffèrent par la variable d'état utilisée et par la méthode d'optimisation du paramètre. Dans le premier cas, nous avons utilisé une approche consistant en des itérations manuelles pour déterminer une valeur optimisée du paramètre de profondeur d'enracinement P_{rac} , en se basant sur des valeurs de l'indice de stress hydrique CWSI mesurées à partir de radiothermomètres. Dans le second cas, nous avons utilisé un algorithme de recuit simulé pour calculer une valeur optimisée du paramètre d'efficacité de conversion du rayonnement en biomasse RUE_m à partir de valeurs de rendements observés au champ.

V.2.1 – Le réécalonnage du paramètre de profondeur racinaire P_{rac}

Le paramètre de profondeur d'enracinement P_{rac} influence directement la taille du réservoir hydrique et la capacité de la plante à satisfaire ses besoins en eau. Sa valeur est considérée comme étant constante d'un cycle de repousse à l'autre, mais dépend de la profondeur et du type de sol ainsi que des conditions de développement de la canne (Ball-Coelho *et al.* 1992 et Smith *et al.* 2005). La caractérisation en tout point de l'espace des valeurs de ce paramètre est délicate, et néanmoins nécessaire pour rendre compte de l'état de stress hydrique de la plante.

Il a été montré que la relation entre les valeurs journalières d'indice de stress hydrique CWSI, d'évapotranspiration réelle et d'évapotranspiration potentielle peut être formulée comme suit (Jackson *et al.* 1981) :

$$\frac{ETR}{ETM} = 1 - CWSI_m \quad (16)$$

avec *ETR* l'évapotranspiration réelle, exprimée en mm, *ETM* l'évapotranspiration maximale, exprimée également en mm, et *CWSI_m* l'indice CWSI mesuré sur le terrain.

Nous avons utilisé cette relation appliquée à la canne à sucre (Lebourgeois *et al.* 2010) pour réétalonner le paramètre de profondeur racinaire *P_{rac}* du module de bilan hydrique de MOSICAS. Les valeurs de *CWSI_m*, mesurées par Lebourgeois *et al.* (2010), sur 7 placettes situées sur le site expérimental, ont été récupérées auprès de l'auteur de l'étude. Les valeurs d'ETR et ETM ont été calculées par MOSICAS.

Dans ce cas de figure, nous n'avons pas utilisé d'algorithme d'optimisation, étant donné que la variable d'état utilisée (*CWSI_m*) n'était pas directement incluse dans le modèle. Nous avons procédé par itérations manuelles, en faisant des simulations pour différentes valeurs de *P_{rac}* comprises entre 20 cm et 260 cm, par pas de 20 cm. Lebourgeois *et al.* (2010) ayant validé ses résultats sur des périodes climatiquement homogènes, nous avons ensuite calculé des valeurs moyennes de *CWSI_m* et d'ETR/ETM pour chacune de ces périodes. Finalement, pour chaque placette et chaque valeur de *P_{rac}*, nous avons évalué la précision des estimations des valeurs d'ETR et ETM simulées par le modèle en se basant sur le critère de l'erreur-type, notée RMSE dans la suite de ce document. Ce processus est décrit par la Figure 37.

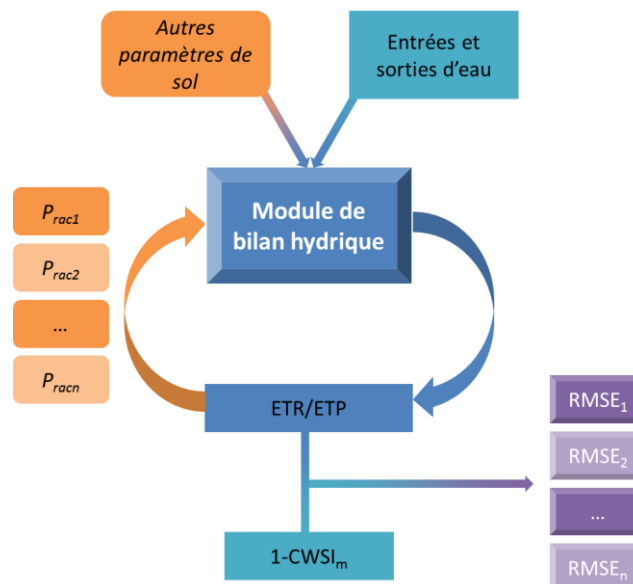


Figure 37. Principe du réétalonnage de *P_{rac}*.

Etant donné la taille du site expérimental (<1 ha), nous avons considéré que l'ensemble pédologique sur lequel se situaient les placettes était homogène. Les valeurs des RMSE de chaque placette, pour une profondeur donnée, ont finalement été moyennées, la valeur de *P_{rac}* optimisée étant celle pour laquelle la moyenne des RMSE était la plus faible.

V.2.2 – Le réétalonnage du paramètre d’efficience de conversion du rayonnement en biomasse RUE_m

Le paramètre d’efficience de conversion du rayonnement en biomasse (noté RUE_m ci-après) est un paramètre clé de calcul de la production de biomasse. Il a été montré dans la littérature que ce paramètre est sensible à différents facteurs, notamment le nombre de cycles de repousse et la variété (Robertson *et al.* 1996). Nous avons utilisé les valeurs de rendement observé sur le terrain pour réétalonner ce paramètre après avoir forcé l’ensemble des valeurs de ε_i utilisées par MOSICAS, et ainsi étudié sa sensibilité aux facteurs culturaux. La méthode d’optimisation utilisée était un algorithme de recuit simulé (Goffe *et al.* 1994) directement implémenté dans MOSICAS visant à minimiser les écarts entre rendements simulés et rendements observés.

Dans un premier temps, une valeur optimisée de RUE_m a été calculée pour chaque parcelle. Nous avons utilisé ces résultats pour tester les effets des différentes variétés présentes sur les parcelles de notre jeu d’étude, de leur âge ainsi que du site sur lequel ces parcelles sont cultivées.

Sur la base de ces résultats, nous avons regroupé les parcelles par groupe correspondant à leur variété, à leur nombre de cycle de repousse et à leur site d’appartenance. Nous avons ensuite réalisé un tirage aléatoire à l’aide du logiciel R (R Development Core Team 2010) afin de sélectionner 50% des parcelles présentes dans chaque groupe. Nous avons finalement lancé une nouvelle procédure d’optimisation de RUE_m pour chacun de ces groupes, et avons utilisé les 50% d’échantillons restant pour valider nos résultats en considérant la minimisation de la RMSE entre rendements simulés et observés.

Principaux résultats

Les résultats détaillés des travaux de recherche sont présentés sous la forme de trois articles fournis en fin de document. Dans cette section, seuls les principaux résultats sont présentés et discutés.

I – Réétalonnage du paramètre de profondeur d'enracinement de MOSICAS à l'aide d'un indice de stress hydrique

Les résultats présentés dans cette partie sont issus du papier n°2, **Morel, J.**; Lebourgeois, V.; Martine, J.F.; Todoroff, P.; Bégué, A.; Petit, M. « *Recalibrating a sugarcane crop model using thermal infrared data* », Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2013 IEEE International, 21-26 July 2013, 2013; pp 2806-2809.

Une des difficultés inhérentes à l'utilisation des modèles de croissance végétale est de s'assurer que les valeurs des paramètres utilisés par le modèle correspondent à la réalité du terrain étudié. Entre autres paramètres, la profondeur d'enracinement conditionne la taille du réservoir hydrique et la capacité de la plante à satisfaire ses besoins en eau. Face à la difficulté inhérente à la caractérisation de ce paramètre en tout point de l'espace, nous avons réétalonné la valeur du paramètre de profondeur d'enracinement P_{rac} de MOSICAS, la variable d'ajustement utilisée pour optimiser la valeur de ce paramètre étant l'indice de stress hydrique CWSI¹⁰ tel que décrit par Idso *et al.* (1981). Les tests ont été réalisés sur les sept placettes localisées sur le site expérimental (voir Figure 18).

La valeur initialement retenue pour la profondeur d'enracinement, sur la base d'une cartographie des sols (Raunet 1991), était de 160 cm pour un sol brun andique. Nos résultats ont montré que les simulations réalisées avec une profondeur d'enracinement de 80 cm minimisent les écarts entre CWSI mesurés et simulés (voir Figure 38).

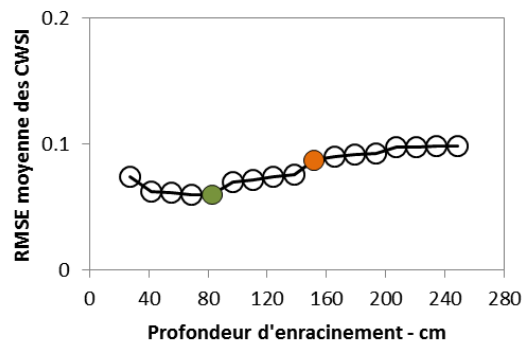


Figure 38. Evolution de la RMSE entre le CWSI mesuré et celui calculé. Le cercle orange représente la valeur initiale de P_{rac} , le cercle vert, la valeur optimisée.

Sur la base de ces résultats, de nouvelles valeurs de rendement ont été estimées et comparées avec les valeurs initiales et observées (voir Figure 39).

¹⁰ CWSI : Crop Water Stress Index

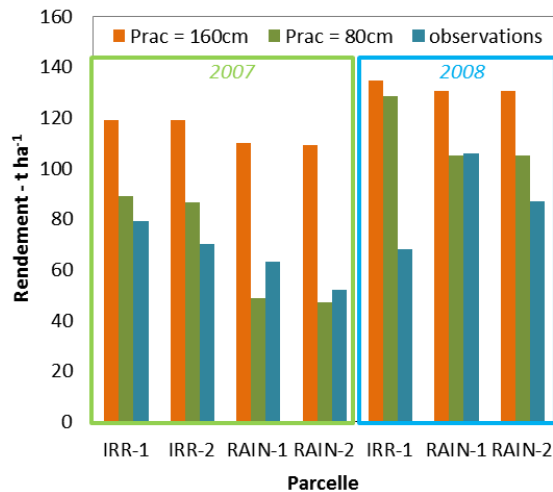


Figure 39. Comparaison des rendements simulés et observés.

Finalement, nous avons pu montrer que le réétalonnage du paramètre P_{rac} entraîne une amélioration significative de l'estimation de rendement par le modèle, l'erreur-type passant de 48.5 t ha^{-1} lorsque les simulations sont réalisées avec la valeur initiale de P_{rac} , à 25.5 t ha^{-1} avec la valeur optimisée.

Cette étude nous a permis de tester l'efficacité du réétalonnage d'un paramètre de bilan hydrique du modèle MOSICAS à partir de données de télédétection, et les résultats ont montré un gain significatif de la précision du modèle dans son estimation du CWSI et du rendement de la canne à sucre. La valeur de profondeur racinaire obtenue est cohérente avec les résultats d'études menées précédemment. En effet, bien que les racines de canne à sucre atteignent des profondeurs de 120 cm et plus (Evensen *et al.* 1997, Smith *et al.* 2005), il a été montré (Blackburn 1984) que 85% de la biomasse racinaire est concentrée dans les 60 premiers centimètres de sol.

Bien qu'intéressants, ces résultats sont, en l'état, difficilement valorisables dans un cadre agricole opérationnel : d'une part, l'acquisition des données de CWSI est délicate, les mesures devant être faites par temps clair et sans vent. Ces conditions étant rarement réunies à la Réunion, l'obtention d'un nombre suffisant de valeurs de CWSI pour le réétalonnage n'apparaît donc pas comme garantie. D'autre part, dans le cadre de cette étude, les parcelles ont bénéficié d'une attention toute particulière dans le suivi des flux hydriques. La qualité de la relation entre le CWSI et l'évapotranspiration réelle étant fortement conditionnée par la précision des différents termes du bilan hydrique, l'utilisation de valeurs approximatives de précipitations (et, le cas échéant, d'irrigation) entrainera une erreur potentielle qui se répercutera dans les différents processus de calcul du modèle.

II – Couplage de MOSICAS avec des séries temporelles d'efficience d'interception dérivées de données de télédétection

Les résultats présentés ci-après sont tirés de l'article n°1, Morel, J. ; Bégué, A. ; Todoroff, P. ; Martiné, J.F. ; Lebourgeois, V. ; Petit, M. « *Coupling a sugarcane crop model with the remotely sensed time series of fIPAR to optimise the yield estimation* », accepté le 27/05/2014 pour publication dans la revue *European Journal of Agronomy*.

L'indice d'efficacité d'interception décrit la capacité d'un couvert végétal à absorber de l'énergie transmise sous forme de rayonnement, et donc à produire de la biomasse. Cet indice, aisément dérivable de données satellitaires après calcul du NDVI, est également une variable clé dans le calcul de la production de biomasse de canne par MOSICAS, et donc du rendement des parcelles simulées.

Des valeurs d'efficacité d'interception calculées à partir du NDVI ont été utilisées pour forcer le modèle. Deux approches ont été testées et comparées : dans la première approche, les valeurs journalières de l'indice d'efficacité d'interception simulées par MOSICAS ont été remplacées chaque fois qu'une image satellite est disponible (MOS-PF). Dans la seconde approche, l'ensemble des valeurs d'efficacité d'interception simulées est remplacée par des valeurs dérivées des interpolations des profils de NDVI pour chaque parcelle (MOS-CF). Les rendements de ces deux méthodes ont été comparés aux rendements obtenus avec MOSICAS utilisé sans forçage (MOS-RAW).

Nous avons utilisé les valeurs de rendements observés pour réétalonner le modèle. Le paramètre d'efficacité de conversion du rayonnement en biomasse sèche totale RUE_m , visé dans le réétalonnage, est connu pour être notamment sensible à la variété de canne cultivée et au nombre de cycles de repousse du champ (Robertson *et al.* 1996). Nous avons utilisé un algorithme de recuit simulé implémenté dans MOSICAS pour optimiser la valeur de RUE_m en fonction de ces deux facteurs, ainsi qu'en fonction du site sur lequel les parcelles sont cultivées.

Les rendements ont été estimés pour chacune des soixante parcelles utilisées dans l'étude. Pour chaque méthode, une régression linéaire a été établie entre les rendements simulés et les rendements réels observés sur le terrain (voir Figure 40).

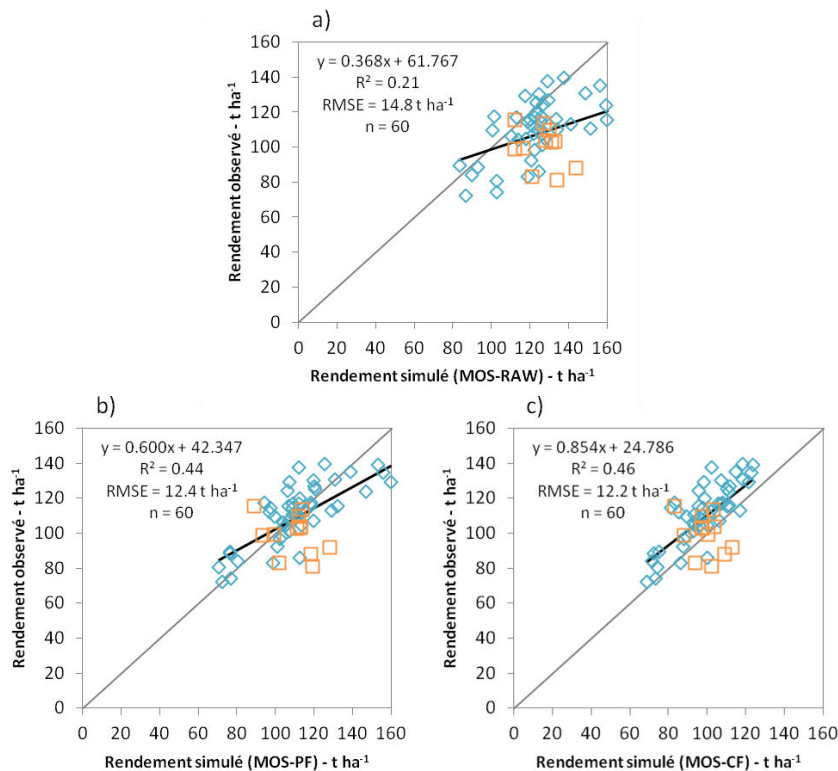


Figure 40. Rendements observés en fonction des rendements simulés par a) MOS-RAW, b) MOS-PF et c) MOS-CF. Les losanges bleus représentent les parcelles pluviales, les carrés orange représentent les parcelles irriguées. La valeur de ϵ_b est 3.22 g MJ^{-1} .

Nous avons montré que l'intégration de données de télédétection dans le modèle MOSICAS tend à améliorer sa précision d'estimation du rendement, la RMSE diminuant de 14.8 t ha⁻¹ à 12.2 t ha⁻¹ (Figure 40). Bien que cette amélioration soit comparable pour les deux approches de forçage (voir Figure 40, b) et c)), le forçage complet (MOS-CF) diminue la dispersion des données, les coefficients de variations obtenus étant de 16.5%, 16.9% et 13.6% pour MOS-RAW, MOS-PF et MOS-CF respectivement.

Le modèle MOSICAS, de par sa conception, ne prend pas en compte l'ensemble des stress affectant le rendement des champs. Par conséquent, ses simulations de rendement sont fréquemment supérieures aux rendements observés sur le terrain. Cette tendance a été confirmée par nos résultats (voir Figure 40, a)) pour des valeurs supérieures à 100 t ha⁻¹. A l'inverse, si l'on considère la régression linéaire entre les rendements simulés par MOS-CF et les rendements réels, les rendements simulés sont inférieurs aux rendements observés (voir Figure 40, c)), avec un biais de 10.68 t ha⁻¹.

Une des causes possibles de cette sous-estimation est l'utilisation d'une valeur non adaptée de RUE_m. Nous avons donc étudié la sensibilité de ce paramètre à différentes conditions internes et externes à la plante. Pour cela, nous avons réétalonné le modèle à partir des données de rendement observées sur le terrain, et avons montré que le paramètre RUE_m était sensible à la variété, au nombre de cycle de repousses et au site sur lequel les cannes étaient cultivées. Ces résultats sont cohérents avec ceux obtenus par Robertson *et al.* (1996) en ce qui concerne le nombre de cycles de repousse et la variété de canne utilisée. L'effet site peut être expliqué par une gestion des apports azotés et des apports en eau différents d'un site à l'autre. Les valeurs optimisées de RUE_m pour chaque modalité sont données dans le Tableau 5.

Tableau 5. Valeurs de RUE_m réétalonnées pour MOS-CF en fonction du site, de la variété et du nombre de cycles de repousse.

Facteur	Modalité	Valeur de RUE _m (g MJ ⁻¹)
Jeu complet	Valeur initiale	3.22
	Valeur réétalonnée	3.47
Site	Nord	3.60
	Sud	3.42
Variété	R570	3.28
	R577	3.42
	R579	3.37
	R582	3.09
Nombre de cycles de repousse	1-2	3.70
	3-4	3.47
	5-6	3.25
	7-8	3.77
	9-10	3.49

Il est intéressant de noter que la valeur optimisée obtenue pour la variété R570 (3.28 g MJ⁻¹) est proche de la valeur initiale du modèle (3.22 g MJ⁻¹), qui a été, rappelons-le, paramétré pour cette même variété. En outre, à l'exception de la valeur optimisée pour la variété R582 (peu présente dans notre jeu de données), toutes les valeurs de RUE_m optimisées sont supérieures à la valeur initialement utilisée.

Enfin, nous avons démontré que le réétalonnage par type variétal offrait les meilleurs résultats pour l'estimation du rendement de parcelles de canne à sucre cultivées en conditions agricoles (voir Figure 41).

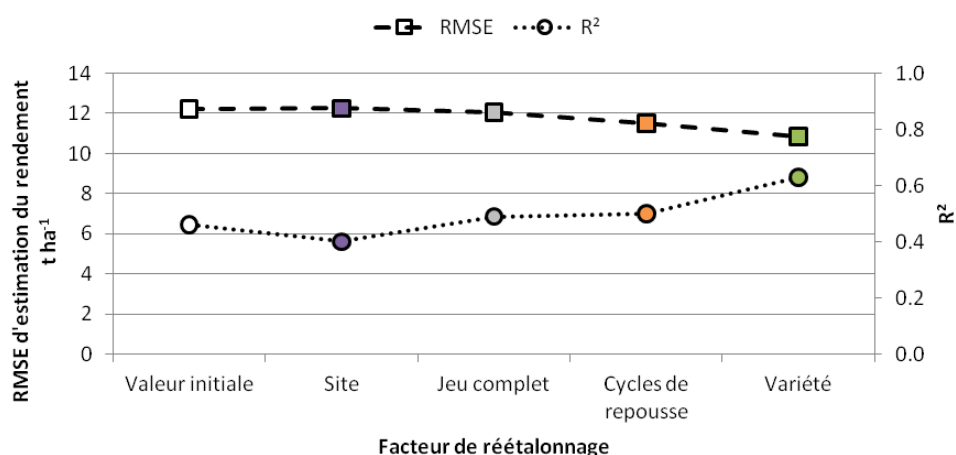


Figure 41. RMSE et R² de MOS-CF pour les différentes valeurs de RUE_m optimisées.

Deux points principaux ressortent de ce travail : en premier lieu, il a été montré que l'intégration de données dérivées d'images satellites améliore la capacité du modèle à fournir des estimations précises du rendement de canne à sucre. Ces résultats sont en conformité avec nos attentes et les résultats obtenus dans le cadre d'une étude précédente (Bappel *et al.* 2005). Ils confirment donc le potentiel d'amélioration d'estimation du rendement que représente le couplage entre modèle de croissance de la canne à sucre et données de télédétection, en améliorant la précision du modèle de 2.6 t ha⁻¹.

Le deuxième constat est que nous avons pu, en combinant les données de télédétection et données de terrain, proposer des valeurs optimisées d'un paramètre clé du calcul de la production de biomasse et ainsi améliorer la précision de l'estimation du rendement de 4 t ha⁻¹ par rapport au modèle MOSICAS utilisé sans couplage de données de télédétection. Cette méthode, si elle est validée par des études ultérieures, pourra être proposée pour déterminer les caractéristiques de l'efficacité de conversion du rayonnement en biomasse propre à un champ de canne en fonction de la variété cultivée, de son nombre de cycles de repousse et de sa localisation géographique.

III – Vers un système d'estimation du rendement de la canne à sucre basé sur la télédétection

Les résultats présentés dans cette partie sont issus du papier n°3, **Morel, J.** ; Todoroff, P. ; Bégué, A. ; Bury, A. ; Martiné, J.F. ; Petit, M. « *Toward a satellite-based system of sugarcane yield estimation and forecasting in smallholder farming conditions: a case study on Reunion Island* », soumis le 05/05/2014 à la revue *Remote Sensing*.

Après avoir exploré différentes méthodes de couplage d'un modèle de croissance avec des données de télédétection, nous avons étudié l'aspect opérationnel de ces méthodes dans le cadre de l'ébauche d'un système opérationnel de suivi du rendement de la canne à sucre à la Réunion, à l'échelle parcellaire, utilisant des données de télédétection. Pour cela, nous avons comparé quatre

modèles sur leur capacité à estimer précisément le rendement des soixante-trois parcelles de canne présentées précédemment :

- un modèle fondé sur l'intégrale du NDVI sur le cycle de culture de chaque parcelle.
- un modèle d'efficacité (Kumar et Monteith 1981) paramétré pour la canne à sucre, et dont les valeurs d'efficacité d'interception sont dérivées des observations satellitaires, noté « ME ».
- le modèle MOSICAS, couplé avec les données de télédétection par forçage des valeurs de l'efficacité d'interception à pas de temps de simulation, noté « MOS-CF ».
- le modèle MOSICAS, sans qu'aucune donnée de télédétection ne soit intégrée, et noté « MOS-RAW ».

Dans un souci d'opérationnalité, nous avons également testé le pouvoir prédictif de ces modèles en réalisant des estimations de rendements avant la campagne de récolte, à différentes dates comprises entre mi-mai et le début du mois de juillet.

Nous avons utilisé une valeur unique d'efficacité de conversion du rayonnement pour MOSICAS et le modèle d'efficacité ($RUE_m = \varepsilon_b = 3.22 \text{ g MJ}^{-1}$).

Les rendements estimés à la date de récolte avec les quatre modèles ont été comparés aux rendements réels pour chaque parcelle (voir Figure 42).

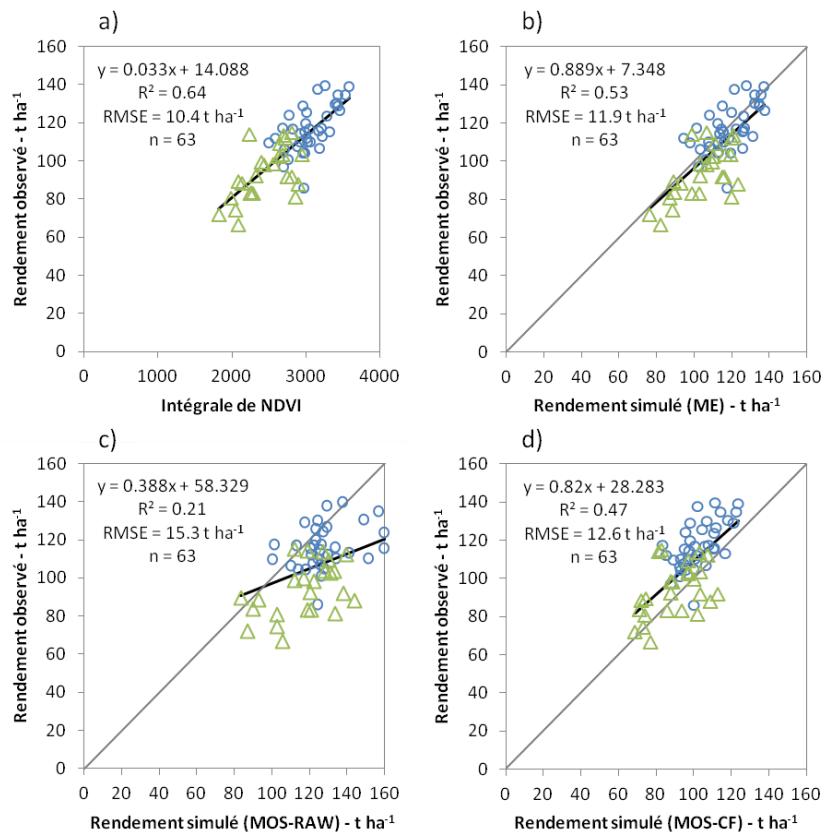


Figure 42. Comparaison de la précision des modèles pour l'estimation du rendement. Les cercles bleus représentent les parcelles du site Nord, les triangles verts représentent les parcelles du site Sud.

Il est apparu que la complexification d'un modèle ne résulte pas en une amélioration de l'estimation des rendements. Au contraire, le modèle nécessitant le minimum d'entrées (intégrale de NDVI) est également celui pour lequel les estimations sont les plus précises, avec une RMSE de 10.4 t ha⁻¹ contre 11.9, 12.6 et 15.3 t ha⁻¹ pour le modèle d'efficience, MOS-CF et MOS-RAW respectivement. Ceci peut s'expliquer par le fait que les données climatiques utilisées contiennent une erreur potentielle, notamment les données de précipitations, ainsi que par les erreurs liées au modèle : d'une part, les processus affectant le rendement ne sont pas tous pris en compte, et d'autre part, l'hétérogénéité spatiale des valeurs des paramètres de MOSICAS est délicate à intégrer.

Une analyse de la variance des résidus des régressions linéaires établies entre rendements observés et rendements simulés a montré que l'ensemble des modèles prend correctement en compte les effets liés à l'année climatique (variations de précipitations, de rayonnement global, etc.). Cependant, ces résultats sont à considérer avec précaution, aucune année climatique exceptionnelle n'ayant été intégrée dans notre jeu de données. Lorsque l'on considère l'effet du site où sont localisées les parcelles (c'est-à-dire les effets liés aux pratiques culturales ou aux types de sol), les résultats de l'analyse de variance ont souligné que les coefficients des régressions établies entre les rendements estimés par les modèles MOS-RAW et MOS-CF et les rendements observés variaient significativement en fonction du site. Ceci peut s'expliquer par le fait que certaines parcelles du site Sud sont irriguées, et que nous calculons une approximation des volumes d'eau apportés, intégrant ainsi une erreur potentielle au sein du modèle.

Nous avons également montré que, contrairement à nos attentes, le nombre d'images satellites disponibles n'influait pas la qualité de l'estimation. Ceci peut s'expliquer par le fait que nous disposons au minimum de cinq images satellites pour paramétrer nos modèles d'interpolation de NDVI, et que ces images sont correctement réparties sur l'ensemble des cycles de culture des parcelles. Une fois le modèle paramétré, nous sommes affranchis de la perte d'information que constitue un faible nombre d'images. Cependant, le fait d'utiliser un modèle d'interpolation, bien que nécessaire pour obtenir des valeurs de NDVI pour chaque date de simulation, présente l'inconvénient de lisser le profil temporel de NDVI et par conséquent de masquer d'éventuels stress ponctuels.

Nous avons ensuite testé la capacité de chaque modèle à prédire le rendement. Pour cela, nous avons calculé une estimation de rendement à quatre dates (15 mai, 1^{er} juin, 15 juin et 1^{er} juillet) pour chaque parcelle, avec chaque modèle. Nous avons ensuite établi une régression linéaire entre les rendements simulés et les rendements observés sur le terrain à la date de coupe. Sur la base de ces régressions, nous avons calculés les RMSE de chaque modèle pour les différentes dates de prédiction du rendement. Les résultats ont montré que les modèles se comportent différemment suivant la date à laquelle la simulation est effectuée (voir Figure 43).

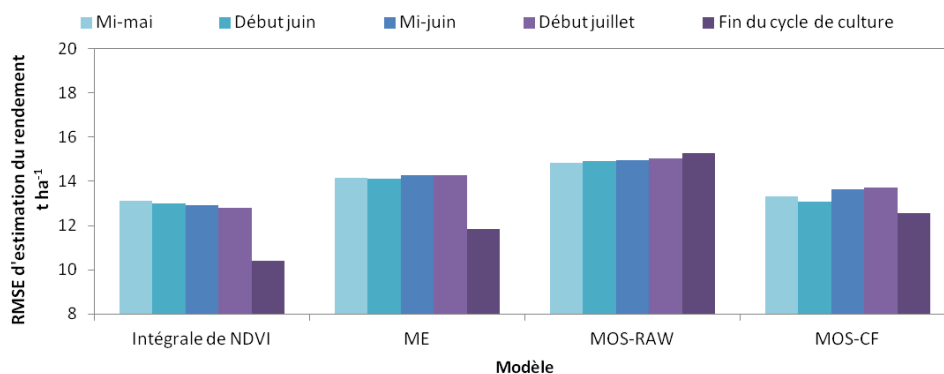


Figure 43. Influence de la date de prévision du rendement.

On notera que pour MOS-RAW et MOS-CF, la date de prévision du rendement n'a que peu d'influence sur la précision des résultats. Au contraire, le modèle fondé sur l'intégrale de NDVI et le modèle d'efficience ME montrent une forte amélioration de la précision des estimations quand la date de fin de simulation correspond à celle de fin de cycle de culture des parcelles. Bien que la télédétection apporte des informations représentatives de l'état de développement des parcelles, le modèle devient virtuellement « aveugle » une fois la dernière image satellite acquise, et les effets de stress dus au manque d'eau, au manque d'éléments nutritionnels ou aux attaques de ravageurs ne seront plus pris en compte par le modèle.

Outre le fait que les meilleures estimations de rendement sont obtenues avec le modèle reposant sur l'intégration des valeurs de NDVI sur le cycle de culture des parcelles, ce modèle présente également l'avantage d'être celui nécessitant le minimum d'informations à collecter, à savoir : le parcellaire cannier, les valeurs de NDVI, la date de coupe de chaque parcelle pour la récolte précédente et leurs valeurs de température journalière. Ce modèle apparaît donc comme prometteur pour la mise en place d'un système opérationnel d'estimation du rendement de canne à sucre à la Réunion, où ces informations existent (données climatiques) ou peuvent être estimées à partir de données satellitaires (mise à jour annuelle du parcellaire et dates de coupe) grâce à la station de réception SEAS-OI.

En conclusion, ce travail a permis de mettre en évidence que la complexité d'un modèle n'est pas un gage d'amélioration pour l'estimation du rendement. En effet, le modèle reposant sur l'intégration du NDVI, qui est le plus simple à paramétrer et requérant le moins de variables d'entrée, est également celui offrant les estimations les plus précises. En termes de prédiction, ce modèle offre également les meilleures performances.

En outre, nous avons également pu jeter les bases pour la mise en place d'un système d'estimation du rendement de la canne à l'échelle parcellaire pour l'ensemble de l'île de la Réunion. Les principales limites à l'utilisation de ce système tiennent dans l'acquisition d'un nombre suffisant de données satellitaires et leur traitement (corrections géométriques et radiométriques, et création de masques de nuages et d'ombres). Cependant, l'arrivée des satellites Sentinel-2, délivrant des images en accès libre d'une résolution spatiale de 10 m, avec une fréquence d'acquisition de 5 jours, lèvera cette contrainte.

Conclusion et perspectives

I – Discussion et conclusion

Pour répondre à l'objectif initial de cette thèse, qui était d'explorer différentes solutions d'estimation de la production de biomasse de canne à l'échelle parcellaire et applicable sur de grands territoires, nous avons testé et comparé trois méthodes d'estimation de la biomasse de canne à partir de séries temporelles de données de télédétection :

- une régression linéaire basée sur l'indice de végétation NDVI,
- un modèle d'efficience, intégrant des valeurs d'indice d'interception issues des séries temporelles d'images satellites,
- et enfin, les techniques de couplage (forçage et réétalonnage), dans lesquelles les données d'efficience d'interception et d'indice de stress hydrique dérivées de télédétection sont utilisées pour corriger les dérives et ajuster les simulations d'un modèle de croissance végétale, en l'occurrence le modèle de la canne à sucre MOSICAS, aux conditions de productions réelles.

Ces tests ont été réalisés sur soixante-trois parcelles situées sur des exploitations agricoles présentant des conditions climatiques et d'itinéraires techniques contrastées, et sur 3 années culturales, ainsi que sur sept placettes localisées sur un site expérimental. Les principaux résultats, présentés dans trois articles, ont porté sur (1) le réétalonnage du paramètre de profondeur d'enracinement avec comme variable d'ajustement des données d'indice de stress hydrique CWSI mesurées avec des capteurs infrarouges thermiques, (2) le forçage de MOSICAS par des valeurs d'indice d'efficience d'interception dérivées de séries temporelles d'images multispectrales SPOT4 & 5 acquises à 10 m de résolution spatiale, et (3) la comparaison de trois méthodes d'estimation de la production de biomasse de canne, allant d'une simple régression linéaire entre les intégrales de NDVI sur les cycles de culture des parcelles et le rendement, au forçage d'un modèle de croissance de la canne à sucre par des données d'efficience d'interception dérivées de télédétection, en passant par l'intégration, au sein d'un modèle simple d'efficience, de ces mêmes données d'efficience d'interception.

Deux approches complémentaires ont été suivies pour répondre à l'objectif de thèse : (i) une approche méthodologique, dans laquelle nous avons utilisé les méthodes de couplage entre modèle et données de télédétection pour mieux prendre en compte l'hétérogénéité spatiale des conditions de croissance de la canne à sucre ; (ii) une approche applicative, où nous avons comparé différentes méthodes d'estimation du rendement de canne à sucre à l'échelle de la parcelle à partir de l'indice NDVI pour proposer une stratégie d'estimation du rendement pour l'ensemble des parcelles de l'île.

Les apports méthodologiques

Concernant les apports méthodologiques, nous avons démontré que le couplage entre les données issues de télédétection et le modèle de croissance de la canne à sucre MOSICAS apporte une meilleure prise en compte de l'hétérogénéité spatiale des conditions de croissance de la canne à sucre.

Plus précisément, le forçage de MOSICAS par des valeurs d'indice d'efficacité d'interception dérivées de NDVI améliore significativement la précision des estimations des rendements, la RMSE étant diminuée de 2.6 t ha^{-1} . Ces résultats confirment ceux obtenus précédemment par Bappel *et al.* (2005) qui avaient suivi une méthodologie comparable mais avec le LAI comme variable de forçage et une gamme de conditions de croissance des parcelles plus restreinte que dans notre étude. Nos résultats ont également montré que le forçage complet, bien que plus délicat à mettre en œuvre car nécessitant l'ajustement d'une fonction d'interpolation, résulte en une meilleure prise en compte des conditions réelles de croissance de la plante que le forçage partiel.

Il est apparu que MOSICAS, après forçage complet, sous-estimait le rendement observé avec un biais d'environ 10 t ha^{-1} . En partant de ce constat et en considérant que l'ensemble des phénomènes affectant la croissance des parcelles étaient pris en compte au travers du forçage complet, nous avons réétalonné le paramètre d'efficacité de conversion du rayonnement en biomasse sèche totale RUE_m , paramètre clé de calcul du rendement, en nous basant sur le rendement observé. Nos résultats ont mis en évidence les variations significatives de ce paramètre en fonction de la variété, du nombre de cycles de repousse et de la localisation de la parcelle. Ces résultats sont en accord avec les données disponibles dans la littérature (Robertson *et al.* 1996) en ce qui concerne le nombre de cycles de repousse et la variété. L'effet du site serait quant à lui le reflet d'une gestion différente des pratiques culturales (apports en eau, en azote...). L'intégration de données représentatives de l'état de développement du couvert obtenues par télédétection dans le cadre mathématique du modèle MOSICAS a donc résulté en une amélioration des connaissances écophysologiques de la canne à sucre. Finalement, nous avons constaté que le réétalonnage de RUE_m sur la base de la variété cultivée offrait le plus de gain de précision d'estimation du rendement, avec une RMSE diminuant de 4 t ha^{-1} par rapport aux simulations initiales de MOSICAS et sans forçage. Cette méthode constitue donc un indicateur pour mieux prendre en compte de la répartition variétale sur l'île de la Réunion (voir Figure 9), élément important pour la mise en place d'un système opérationnel d'estimation du rendement.

L'étude du réétalonnage a également porté sur le paramètre de profondeur d'enracinement P_{rac} de MOSICAS, lequel détermine la taille du réservoir hydrique et donc la capacité de la plante à satisfaire ses besoins en eau, difficilement paramétrable. Nos résultats ont montré que l'indice de stress hydrique CWSI constitue une variable d'ajustement pertinente pour optimiser les valeurs de P_{rac} . La précision des valeurs de rendements estimés par le modèle s'est trouvée améliorée après l'utilisation de la valeur optimisée de P_{rac} . Cette méthode constitue également un indicateur pour mieux rendre compte de l'hétérogénéité spatiale des conditions de croissance de la canne à sucre, cependant difficile à valoriser du fait de la difficulté inhérente à l'obtention des valeurs de CWSI.

Les apports opérationnels

Dans l'optique de la mise en place d'un système d'estimation du rendement de parcelles de canne à sucre, nous avons comparé trois méthodes d'estimation du rendement reposant sur la télédétection. Nous avons utilisé la précision des résultats et de la complexité de chaque méthode comme critères d'évaluation. Nos résultats ont montré que la méthode la plus simple à mettre en place offrait également les résultats les plus précis d'estimation du rendement, avec une RMSE de 10.4 t ha^{-1} , correspondant à une erreur relative d'estimation du rendement de 10%. L'obtention d'un nombre suffisant d'images pour décrire l'évolution du NDVI tout au long du cycle de croissance ainsi que le

traitement de ces images apparaissent comme étant les principales limites à l'utilisation de cette méthode. Il est important de noter que la précision atteinte ici, bien qu'en deçà des attentes de la filière (moins de 5% d'erreur d'estimation) est obtenue à l'échelle de la parcelle. L'absence de biais dans nos estimations laisse supposer une amélioration de cette précision en passant à une échelle géographique moins fine, comme par exemple l'échelle du bassin de production utilisée à la Réunion.

Limites du travail

Dans tous les cas, il est important de garder à l'esprit que les résultats obtenus ici l'ont été à l'échelle parcellaire : l'acquisition de données sur les pratiques culturales à une telle échelle reste délicate et soumise à une part d'erreur, erreur qui se répercute dans les calculs. En outre, le choix d'utiliser une relation linéaire pour expliciter le lien entre le NDVI et l'indice d'efficacité d'interception (voir Figure 33), bien que fondé sur des références bibliographiques (Bégué 1993, Daughtry *et al.* 1992), ne permet pas de prendre en compte la saturation du NDVI pour les valeurs supérieures à 0.83. Cette relation est donc susceptible d'évoluer avec des mesures ultérieures précisant son caractère non-linéaire. Le travail proposé ici est donc avant tout un travail d'exploration méthodologique.

Conclusion

Finalement, deux points principaux ressortent des résultats acquis au cours de cette thèse. Tout d'abord, nous avons montré que, conformément à nos attentes et aux résultats obtenus dans le cadre d'autres études (Launay et Guerif 2005, Casa *et al.* 2012, Claverie *et al.* 2012), la télédétection apporte une amélioration significative de l'estimation du rendement des cultures par les modèles de croissance, aussi bien à travers une meilleure prise en compte de l'état réel de développement des parcelles (forçage complet du modèle par des données dérivées de télédétection), qu'à travers une optimisation des valeurs des paramètres du modèle de croissance considéré et suivant l'environnement agro-pédo-climatique de la parcelle (profondeur d'enracinement) ou, plus simplement, suivant la variété cultivée ou le nombre de cycles de repousses (paramètre d'efficacité de conversion).

Le second point important est que la méthode d'estimation du rendement basée sur l'intégrale du NDVI est non seulement la plus simple à paramétrer mais également la plus performante en termes de précision. Les données nécessaires à l'utilisation de cette méthode (température moyenne journalière, parcellaire cannier, dates de coupe) sont en outre facilement accessibles à la Réunion. Les conséquences ne sont pas négligeables dans le cadre d'une mise en place d'un système opérationnel d'estimation du rendement de canne à sucre à la Réunion reposant sur des données de télédétection. Cependant, cette méthode ne prend pas en compte les mécanismes écophysologiques de croissance de la plante et ne peut être utilisée dans une optique de diagnostics des écarts entre rendements observés et simulés ou de simulations de scénarios, à l'inverse des méthodes de couplage reposant sur les modèles de croissance.

II – Perspectives

Afin de continuer à s'imposer comme un acteur économique majeur, la culture de la canne à la Réunion doit évoluer, dans ses approches de gestion des récoltes et traitements de la canne, mais peut être aussi dans la finalité de cette culture. En effet, la Réunion est, comme toutes les économies insulaires, en première ligne du changement de paradigme énergétique que nous connaissons actuellement. Les deux dernières décennies ont vu se développer une prise de conscience des limites

et problèmes liés aux énergies fossiles, non inépuisables, créant une dépendance des différents secteurs économiques, et ayant un impact sur les écosystèmes fragiles que sont les îles. A la Réunion, le virage a été amorcé, notamment au travers du projet GERRI¹¹ qui vise l'autonomie énergétique de l'île pour l'horizon 2030. Entre autres pistes proposées, l'utilisation de la bagasse comme combustible pour générer de l'électricité apparaît comme une alternative séduisante. Cette idée n'est pas nouvelle, puisque la Réunion s'est équipée dès le début des années 1990 de deux centrales à bagasse. Cependant, à l'heure actuelle, l'énergie produite à partir de ce résidu de canne ne représente que 10% des besoins énergétiques de l'île. Cette part pourrait cependant augmenter en remplaçant progressivement les variétés actuellement cultivées à la Réunion, sélectionnées principalement pour leur richesse en sucre, par des variétés dites mixtes, plus riches en fibres lignocellulosiques et donc, avec un potentiel énergétique supérieur. Le projet « SYPECAR¹² » a d'ailleurs été récemment lancé pour apporter des réponses plus précises sur le potentiel de variétés de canne à taux plus riches en fibre. Deux sites expérimentaux ont été mis en place dans le Nord et le Sud de l'île, sur lesquels ont été plantées 18 variétés de canne à teneur élevée en fibre.

Le couplage comme outil de recherche pour améliorer la modélisation de la croissance des variétés de canne

Afin de mieux estimer le potentiel de la canne comme source d'énergie, le réétalonnage des modèles de croissance apparaît comme un outil de choix. Divers paramètres utilisés dans MOSICAS n'ont pas été réétalonnés dans ces travaux mais mériteraient une étude approfondie, notamment les paramètres variétaux, aussi bien pour les variétés à fort potentiel énergétique citées précédemment que pour les variétés actuellement cultivées. En effet, bien que le modèle MOSICAS présente une gamme complète de paramètres pour la variété R570, il existe de nombreuses autres variétés cultivées à la Réunion. Les résultats obtenus lors de cette thèse avec RUE_m, encourageants, devraient être généralisés pour l'ensemble des variétés cultivées à la Réunion ainsi que pour les variétés étudiées dans le projet SYPECAR. D'autres paramètres intervenant dans les calculs de la surface foliaire (et donc sur le rendement) devraient être adaptés pour chaque variété afin de mieux représenter l'hétérogénéité variétale des champs de canne réunionnais (température seuil d'apparition du LAI, taux de croissance du LAI, etc.) Le modèle pourra dès lors être utilisé pour tester différents scénarios de culture (quelle variété pour quelle zone climatique ?), afin de déterminer la quantité de biomasse potentiellement productible et, *in fine*, la part énergétique potentielle de la canne à sucre à la Réunion. Cette possibilité de réétalonner plusieurs des paramètres clés du modèle via la télédétection offre un potentiel d'exportation vers d'autres pays cultivant des variétés non utilisées à la Réunion.

Des applications pour la filière canne de la Réunion

Ces travaux ouvrent la voie à de nombreuses applications. Directement en lien avec le travail de cette thèse, les résultats obtenus avec la méthode d'estimation du rendement établie sous la forme d'une relation linéaire avec l'intégrale du NDVI méritent que cette méthode soit à présent testée sur un jeu de parcelles plus large. Idéalement, afin de pouvoir comparer cette méthode d'estimation de la biomasse avec celles déjà existantes, les estimations devraient être faites pour l'ensemble des

¹¹ GERRI : Grenelle de l'Environnement à la Réunion : Réussir l'Innovation

¹² SYPECAR : Système de Production Energétique à base de Canne A la Réunion

parcelles de l'île, pour agréger ces résultats à l'échelle des bassins de production, échelle à laquelle sont actuellement réalisées les estimations de biomasse.

D'autres applications sont à développer pour renforcer la capacité de la filière à surveiller l'évolution de la croissance des parcelles d'une année sur l'autre : la mise au point d'un système automatisé de suivi de l'intégrale du NDVI intégrant l'âge thermique des parcelles comme décrit dans cette thèse pourrait jeter les bases d'un tel système. En comparant les valeurs d'intégrale de NDVI à âge thermique égal, par rapport à une année de référence, nous serions en mesure de fournir des alertes pour les agriculteurs dont les parcelles montrent un développement végétatif trop faible, sans malheureusement pouvoir, en l'état, fournir de diagnostic plus détaillé sur les causes limitantes.

Des résultats exportables au-delà des frontières réunionnaises

La méthode d'estimation du rendement proposée ici ne répond pas uniquement à une problématique réunionnaise, mais bien à l'ensemble des zones où la canne à sucre est cultivée par de petits planteurs, et donc avec une multitude de conditions de culture et de croissance. L'une des principales limites dans l'utilisation de cette méthode repose sur l'acquisition de données de télédétection avec des résolutions spatiale et temporelle suffisamment fines pour décrire correctement le développement de champs de canne à sucre. La récente mise en place de l'antenne SEAS-OI, opérationnelle depuis juillet 2012¹³ dans le Sud de l'île de la Réunion, apparaît comme une opportunité prometteuse pour appliquer notre méthode d'estimation du rendement aussi bien à la Réunion que dans d'autres pays de cette zone de l'Océan Indien. Cette antenne fournit en effet des images SPOT5, que nous avons (entre autres) utilisées dans le cadre de cette étude, et ce pour plusieurs pays de l'océan Indien, notamment Maurice, le Mozambique, et Madagascar.

De nouvelles perspectives de recherche pour la télédétection et ses applications en agriculture...

Au-delà de SEAS-OI, le lancement du système Sentinel-2, fournissant des images à haute résolution spatiale (10 m), avec une fréquence de revisite élevée (à terme, 5 jours) et en libre accès se présente comme une solution pour exporter cette méthode au-delà de la fin du programme SPOT5. Le satellite Landsat 8 présente également un intérêt, des images d'une résolution de 15 m étant disponibles après fusion de résolution des bandes multispectrales avec la bande panchromatique.

En outre, ces deux satellites sont équipés d'instruments proposant une plus grande gamme de bandes spectrales. Cette richesse spectrale pourrait ouvrir la porte à d'autres applications, telles que la cartographie des stress azotés, comme l'ont montré Lebourgeois *et al.* (2012) à partir de la bande bleue pour l'estimation des stress azotés de la canne. La possibilité d'appliquer, via les capteurs des satellites Sentinel-2 ou Landsat 8, des diagnostics de stress azotés pour l'ensemble des parcelles d'une région devrait résulter en une meilleure gestion des itinéraires techniques pour les planteurs et en une meilleure estimation du rendement pour les usiniers. D'autres applications restent donc à développer, ouvrant de larges champs de recherche en télédétection pour les années à venir.

¹³ <http://www.seas-oi.org/web/guest/station-seas-oi>

Références bibliographiques

Acock, B. and Acock, M. C. (1991). Potential for Using Long-Term Field Research Data to Develop and Validate Crop Simulators. *Agronomy Journal*, 83(1): 56-61.

Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D. and Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56. *FAO, Rome*, 300: 6541.

ARER (2013). Bilan énergétique 2012 de la Réunion : les chiffres clés. Disponible sur <http://www.arer.org/Bilan-energetique-2012-de-La,736.html?espace=Acteur%20de%20la%20construction>.

Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E. T. and Hatfield, J. L. (1984). Estimating Absorbed Photosynthetic Radiation and Leaf Area Index from Spectral Reflectance in Wheat. *Agronomy Journal*, 76(2): 300-306.

Asrar, G., Kanemasu, E. T., Jackson, R. D. and Pinter Jr, P. J. (1985). Estimation of total above-ground phytomass production using remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 17(3): 211-220.

Atzberger, C. (2013). Advances in Remote Sensing of Agriculture: Context Description, Existing Operational Monitoring Systems and Major Information Needs. *Remote Sensing*, 5(2): 949-981.

Ball-Coelho, B., Sampaio, E. V. S. B., Tiessen, H. and Stewart, J. W. B. (1992). Root dynamics in plant and ratoon crops of sugar cane. *Plant and Soil*, 142(2): 297-305.

Bappel, E., Bégué, A., Martiné, J.-F., Pellegrino, A. and Siegmund, B. (2005). Assimilation of biophysical parameter estimated by remote sensing using SPOT 4&5 data into a sugarcane yield forecasting model. *International Society of Sugar Cane Technologists - XXV congress*, Guatemala city, Guatemala.

Baret, F., Guyot, G. and Major, D. J. (1989). Crop biomass evaluation using radiometric measurements. *Photogrammetria*, 43(5): 241-256.

Baret, F. and Guyot, G. (1991). Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, 35(2-3): 161-173.

Bartlett, D. S., Whiting, G. J. and Hartman, J. M. (1989). Use of vegetation indices to estimate indices to estimate intercepted solar radiation and net carbon dioxide exchange of a grass canopy. *Remote Sensing of Environment*, 30(2): 115-128.

Bégué, A. (1993). Leaf area index, intercepted photosynthetically active radiation, and spectral vegetation indices: A sensitivity analysis for regular-clumped canopies. *Remote Sensing of Environment*, 46(1): 45-59.

Bégué, A., Lebourgeois, V., Bappel, E., Todoroff, P., Pellegrino, A., Baillarin, F. and Siegmund, B. (2010). Spatio-temporal variability of sugarcane fields and recommendations for yield forecast using NDVI. *International Journal of Remote Sensing*, 31(20): 5391-5407.

Birth, G. S. and McVey, G. R. (1968). Measuring the Color of Growing Turf with a Reflectance Spectrophotometer. *Agronomy Journal*, 60(6): 640-643.

Blackburn, F. (1984). *Sugar-cane, Ed.*

Bouman, B. A. M., van Keulen, H., van Laar, H. H. and Rabbinge, R. (1996). The 'School of de Wit' crop growth simulation models: A pedigree and historical overview. *Agricultural Systems*, 52(2-3): 171-198.

Brisson, N., Gary, C., Justes, E., Roche, R., Mary, B., Ripoche, D., Zimmer, D., Sierra, J., Bertuzzi, P., Burger, P., Bussière, F., Cabidoche, Y. M., Cellier, P., Debaeke, P., Gaudillère, J. P., Hénault, C., Maraux, F., Seguin, B. and Sinoquet, H. (2003). An overview of the crop model stics. *European Journal of Agronomy*, 18(3-4): 309-332.

Campbell, C. S., Heilman, J. L., McInnes, K. J., Wilson, L. T., Medley, J. C., Wu, G. and Cobos, D. R. (2001). Seasonal variation in radiation use efficiency of irrigated rice. *Agricultural and Forest Meteorology*, 110(1): 45-54.

Carlson, T. N. and Ripley, D. A. (1997). On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote Sensing of Environment*, 62(3): 241-252.

Casa, R., Varella, H., Buis, S., Guérif, M., De Solan, B. and Baret, F. (2012). Forcing a wheat crop model with LAI data to access agronomic variables: Evaluation of the impact of model and LAI uncertainties and comparison with an empirical approach. *European Journal of Agronomy*, 37(1): 1-10.

Cheavegatti-Gianotto, A., Abreu, H., Arruda, P., Bessalho Filho, J., Burnquist, W., Creste, S., Ciero, L., Ferro, J., Oliveira Figueira, A., Sousa Filgueiras, T., Grossi-de-Sá, M., Guzzo, E., Hoffmann, H., Andrade Landell, M., Macedo, N., Matsuoka, S., Castro Reinach, F., Romano, E., Silva, W., Castro

Silva Filho, M. and César Ulian, E. (2011). Sugarcane (*Saccharum X officinarum*): A Reference Study for the Regulation of Genetically Modified Cultivars in Brazil. *Tropical Plant Biology*, 4(1): 62-89.

Claverie, M., Demarez, V., Duchemin, B., Hagolle, O., Ducrot, D., Marais-Sicre, C., Dejoux, J.-F., Huc, M., Keravec, P., Béziat, P., Fieuzal, R., Ceschia, E. and Dedieu, G. (2012). Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 124(0): 844-857.

Clements, H. F. (1980). Sugarcane crop logging and crop control: principles and practices, *Ed. The Pitman International Series in Applied Biology*.

Clevers, J., van der Heijden, G., Verzakov, S. and Schaepman, M. E. (2007). Estimating grassland Biomass using SVM band shaving of hyperspectral data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 73(10): 1141-1148.

Clevers, J. G. P. W., Wonder, O. W., Jongschaap, R. E. E., Desprats, J. F., King, C., Prévot, L. and Bruguier, N. (2002). Using SPOT data for calibrating a wheat growth model under Mediterranean conditions. *Agronomie*, 22: 687-694.

CTICS (2012). Campagne sucrière 2012 (rapport), Saint-Denis, CTICS.

DAAF (2013). Canne à sucre. Disponible sur <http://daaf974.agriculture.gouv.fr/Canne-a-sucre>.

Dantas, G. A., Legey, L. F. L. and Mazzone, A. (2013). Energy from sugarcane bagasse in Brazil: An assessment of the productivity and cost of different technological routes. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 21(0): 356-364.

Daughtry, C. S. T., Gallo, K. P., Goward, S. N., Prince, S. D. and Kustas, W. P. (1992). Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies. *Remote Sensing of Environment*, 39(2): 141-152.

De Boissezon, H., Rabaute, T., Marzocchi-Polizzi, S., Froidefond, J. M., Dehouck, A., Pennober, G. and Lafon, V. (2010). The Kalideos databases, reference remote sensing data repositories for coastal applications - Content and examples of applications. *OCOSS*, Brest, France.

de Wit, A. J. W. and van Diepen, C. A. (2007). Crop model data assimilation with the Ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts. *Agricultural and Forest Meteorology*, 146(1–2): 38-56.

de Wit, C. T. (1965). Photosynthesis of leaf canopies (rapport), Wageningen, Pudoc.

de Wit, C. T., Brouwer, R. and Penning de Vries, F. W. T. (1970). The simulation of photosynthetic systems. *Prediction and measurement of photosynthetic productivity : proceedings of the IBP/PP technical meeting, Trebon, 14-21 September 1969* *Proceedings of the IBP/PP technical meeting, Trebon, 14-21 September 1969*, Wageningen, Pudoc.

Deering, D. and Rouse, J. (1975). Measuring forage production of grazing units from Landsat MSS data. *International Symposium on Remote Sensing of Environment, 10 th, Ann Arbor, Mich.*

Delécolle, R., Maas, S. J., Guérif, M. and Baret, F. (1992). Remote sensing and crop production models: present trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 47(2-3): 145-161.

Demirbas, A. (2009). Political, economic and environmental impacts of biofuels: A review. *Applied Energy*, 86, Supplement 1(0): S108-S117.

Deshmukh, R., Jacobson, A., Chamberlin, C. and Kammen, D. (2013). Thermal gasification or direct combustion? Comparison of advanced cogeneration systems in the sugarcane industry. *Biomass and Bioenergy*, 55(0): 163-174.

Dias, M. O. S., Ensinas, A. V., Nebra, S. A., Maciel Filho, R., Rossell, C. E. V. and Maciel, M. R. W. (2009). Production of bioethanol and other bio-based materials from sugarcane bagasse: Integration to conventional bioethanol production process. *Chemical Engineering Research and Design*, 87(9): 1206-1216.

Dorigo, W. A., Zurita-Milla, R., de Wit, A. J. W., Brazile, J., Singh, R. and Schaepman, M. E. (2007). A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 9(2): 165-193.

Evensen, C. I., Muchow, R. C., ElSwaify, A. and Osgood, R. V. (1997). Yield accumulation in irrigated sugarcane .1. Effect of crop age and cultivar. *Agronomy Journal*, 89(4): 638-646.

Evensen, G. (1994). Sequential data assimilation with a non-linear quasi-geostrophic model using Monte-Carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research-Oceans*, 99(C5): 10143-10162.

F.O. Licht (2013). International Sugar and Sweetener Report (rapport), Ratzeburg, Allemagne, GmbH.

FAO (2014). FAOSTAT. Disponible sur <http://faostat.fao.org/>.

- Fauconnier, R. and Bassereau, D. (1970).** La canne à sucre, *Ed. G.-P. Maisonneuve & Larose.*
- Fensholt, R., Sandholt, I. and Rasmussen, M. S. (2004).** Evaluation of MODIS LAI, fAPAR and the relation between fAPAR and NDVI in a semi-arid environment using in situ measurements. *Remote Sensing of Environment*, 91(3–4): 490-507.
- Filella, I., Amaro, T., Araus, J. L. and Peñuelas, J. (1996).** Relationship between photosynthetic radiation-use efficiency of barley canopies and the photochemical reflectance index (PRI). *Physiologia Plantarum*, 96(2): 211-216.
- Gabrielle, B., Menasseri, S. and Houot, S. (1995).** Analysis and Field Evaluation of the Ceres Models Water Balance Component. *Soil Science Society of America Journal*, 59(5): 1403-1412.
- Garbulsky, M. F., Peñuelas, J., Gamon, J., Inoue, Y. and Filella, I. (2011).** The photochemical reflectance index (PRI) and the remote sensing of leaf, canopy and ecosystem radiation use efficiencies: A review and meta-analysis. *Remote Sensing of Environment*, 115(2): 281-297.
- Gilabert, M. A., Gandía, S. and Meliá, J. (1996).** Analyses of spectral-biophysical relationships for a corn canopy. *Remote Sensing of Environment*, 55(1): 11-20.
- Girard, M.-C. and Girard, C. (2010).** Traitement des données de télédétection, *Ed. Dunod.*
- Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., Stark, R. and Rundquist, D. (2002).** Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 80(1): 76-87.
- Goffe, W. L., Ferrier, G. D. and Rogers, J. (1994).** Global optimization of statistical functions with simulated annealing. *Journal of Econometrics*, 60(1–2): 65-99.
- Gosse, G., Chartier, M., Varlet-Grancher, C. and Bonhomme, R. (1982).** Interception du rayonnement utile à la photosynthèse chez la luzerne : variations et modélisation. *Agronomie*, 2(6): 583-588.
- Gouy, M., Rousselle, Y., Bastianelli, D., Lecomte, P., Bonnal, L., Roques, D., Efile, J. C., Rocher, S., Daugrois, J., Toubi, L., Nabeneza, S., Hervouet, C., Telismart, H., Denis, M., Thong-Chane, A., Glazmann, J. C., Hoarau, J. Y., Nibouche, S. and Costet, L. (2013).** Experimental assessment of the accuracy of genomic selection in sugarcane. *Theoretical and Applied Genetics*, 126(10): 2575-2586.
- Green, C. F. (1987).** Nitrogen nutrition and wheat growth in relation to absorbed solar radiation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 41(3–4): 207-248.

- Hansen, P. M. and Schjoerring, J. K. (2003).** Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression. *Remote Sensing of Environment*, 86(4): 542-553.
- Huete, A. R. (1988).** A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3): 295-309.
- Idso, S. B., Jackson, R. D., Pinter Jr, P. J., Reginato, R. J. and Hatfield, J. L. (1981).** Normalizing the stress-degree-day parameter for environmental variability. *Agricultural Meteorology*, 24(0): 45-55.
- Inman-Bamber, N. G. (1991).** A growth model for sugar-cane based on a simple carbon balance and the CERES-Maize water balance. *South African Journal of Plant and Soil*, 8(2): 93-99.
- Jackson, R. D., Idso, S. B., Reginato, R. J. and Pinter, P. J. (1981).** Canopy temperature as a crop water stress indicator. *Water Resources Research*, 17(4): 1133-1138.
- Jones, C. A., Kiniry, J. R. and Dyke, P. T. (1986).** CERES-Maize: a simulation model of maize growth and development, *Ed. Texas A&M University Press*.
- Jones, J. W., Hoogenboom, G., Porter, C. H., Boote, K. J., Batchelor, W. D., Hunt, L. A., Wilkens, P. W., Singh, U., Gijsman, A. J. and Ritchie, J. T. (2003).** The DSSAT cropping system model. *European Journal of Agronomy*, 18(3-4): 235-265.
- Keating, B. A., Robertson, M. J., Muchow, R. C. and Huth, N. I. (1999).** Modelling sugarcane production systems I. Development and performance of the sugarcane module. *Field Crops Research*, 61(3): 253-271.
- Keating, B. A., Carberry, P. S., Hammer, G. L., Probert, M. E., Robertson, M. J., Holzworth, D., Huth, N. I., Hargreaves, J. N. G., Meinke, H., Hochman, Z., McLean, G., Verburg, K., Snow, V., Dimes, J. P., Silburn, M., Wang, E., Brown, S., Bristow, K. L., Asseng, S., Chapman, S., McCown, R. L., Freebairn, D. M. and Smith, C. J. (2003).** An overview of APSIM, a model designed for farming systems simulation. *European Journal of Agronomy*, 18(3-4): 267-288.
- Kiniry, J. R., Jones, C. A., O'Toole, J. C., Blanchet, R., Cabelguenne, M. and Spanel, D. A. (1989).** Radiation-use efficiency in biomass accumulation prior to grain-filling for five grain-crop species. *Field Crops Research*, 20(1): 51-64.
- Kumar, M. and Monteith, J. L. (1981).** Remote sensing of crop growth. Leicester, *Ed. Academic Press*.

- Launay, M. and Guerif, M. (2005).** Assimilating remote sensing data into a crop model to improve predictive performance for spatial applications. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 111(1–4): 321-339.
- Law, B. E. and Waring, R. H. (1994).** Remote Sensing of Leaf Area Index and Radiation Intercepted by Understory Vegetation. *Ecological Applications*, 4(2): 272-279.
- Lebourgeois, V. (2008).** Utilisation d'un système léger d'acquisitions aéroportées dans les domaines optiques réflectif et thermique pour la caractérisation de l'état hydrique et nutritionnel des cultures., *La Réunion*, 174 pages.
- Lebourgeois, V., Chopart, J. L., Bégué, A. and Le Mézo, L. (2010).** Towards using a thermal infrared index combined with water balance modelling to monitor sugarcane irrigation in a tropical environment. *Agricultural Water Management*, 97(1): 75-82.
- Lebourgeois, V., Bégué, A., Labbé, S., Houlès, M. and Martiné, J. F. (2012).** A light-weight multi-spectral aerial imaging system for nitrogen crop monitoring. *Precision Agriculture*, 13(5): 525-541.
- Lingle, S. E. (1999).** Sugarcane, in *Crop Yield, Physiology and Processes*. D. L. Smith, Hamel, C. Berlin, Ed. Springer-Verlag.
- Lisson, S. N., Inman-Bamber, N. G., Robertson, M. J. and Keating, B. A. (2005).** The historical and future contribution of crop physiology and modelling research to sugarcane production systems. *Field Crops Research*, 92(2–3): 321-335.
- Liu, J., Pattey, E., Miller, J. R., McNairn, H., Smith, A. and Hu, B. (2010).** Estimating crop stresses, aboveground dry biomass and yield of corn using multi-temporal optical data combined with a radiation use efficiency model. *Remote Sensing of Environment*, 114(6): 1167-1177.
- Lofton, J., Tubana, B. S., Kanke, Y., Teboh, J., Viator, H. and Dalen, M. (2012).** Estimating Sugarcane Yield Potential Using an In-Season Determination of Normalized Difference Vegetative Index. *Sensors*, 12(6): 7529-7547.
- Maas, S. J. (1988).** Use of remotely-sensed information in agricultural crop growth models. *Ecological Modelling*, 41(3–4): 247-268.
- 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., *Institut National Agronomique Paris-Grignon, France*, 132 pages.

- Martiné, J. F., Siband, P. and Bonhomme, R. (1999).** Simulation of the maximum yield of sugar cane at different altitudes: effect of temperature on the conversion of radiation into biomass. *Agronomie*, 19(1): 3-12.
- Monteith, J. L. (1972).** Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. *The Journal of Applied Ecology*, 9: 744-766.
- Moulin, S., Bondeau, A. and Delecolle, R. (1998).** Combining agricultural crop models and satellite observations: From field to regional scales. *International Journal of Remote Sensing*, 19(6): 1021-1036.
- Mulianga, B., Bégué, A., Simoes, M. and Todoroff, P. (2013).** Forecasting Regional Sugarcane Yield Based on Time Integral and Spatial Aggregation of MODIS NDVI. *Remote Sensing*, 5(5): 2184-2199.
- National Renewable Energy Laboratory (2014).** Image Gallery. Disponible sur <http://images.nrel.gov/search.php?searchField=ALL&searchstring=bagasse>.
- Pinter Jr, P. J. (1993).** Solar angle independence in the relationship between absorbed PAR and remotely sensed data for alfalfa. *Remote Sensing of Environment*, 46(1): 19-25.
- Poser, C. (2013).** Influence de la température sur la phénologie de la canne à sucre - Conséquence sur la phase d'implantation de la culture dans les Hauts de La Réunion., *Université de la Réunion, France*, 188 pages.
- Pouzet, D. (2011).** Production durable de biomasse, La lignocellulose des poacées, *Ed. Quae*.
- Price, W. L. (1977).** A controlled random search procedure for global optimisation. *The Computer Journal*, 20(4): 367-370.
- Psomas, A., Kneubuhler, M., Huber, S., Itten, K. and Zimmermann, N. E. (2011).** Hyperspectral remote sensing for estimating aboveground biomass and for exploring species richness patterns of grassland habitats. *International Journal of Remote Sensing*, 32(24): 9007-9031.
- R Development Core Team (2010).** R: A Language and Environment for Statistical Computing. Vienna, Austria, *R Foundation for Statistical Computing*.
- Raunet, M. (1991).** Le milieu physique et les sols de l'île de la Réunion. Conséquences pour la mise en valeur agricole. Montpellier, *CIRAD*: 438 p.

- Ren, J., Chen, Z., Zhou, Q. and Tang, H. (2008).** Regional yield estimation for winter wheat with MODIS-NDVI data in Shandong, China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 10(4): 403-413.
- Robertson, M. J., Wood, A. W. and Muchow, R. C. (1996).** Growth of sugarcane under high input conditions in tropical Australia. I. Radiation use, biomass accumulation and partitioning. *Field Crops Research*, 48(1): 11-25.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A. and Deering, D. W. (1974).** Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. United States.
- Rudorff, B. F. T. and Batista, G. T. (1990).** Yield estimation of sugarcane based on agrometeorological-spectral models. *Remote Sensing of Environment*, 33(3): 183-192.
- Sinclair, T. R. and Muchow, R. C. (1999).** Radiation Use Efficiency, in Advances in Agronomy. L. S. Donald, Ed. *Academic Press*. Volume 65: 215-265.
- Smith, D. M., Inman-Bamber, N. G. and Thorburn, P. J. (2005).** Growth and function of the sugarcane root system. *Field Crops Research*, 92(2-3): 169-183.
- Soopramanien, C. G. (2000).** Sugarcane morphology, anatomy and physiology, in A guide to sugarcane diseases. P. Rott, R. A. Bailey, J. C. Comstock, B. J. Croft and A. S. Saumtally, Ed. *Repères*.
- Stanhill, G. and Fuchs, M. (1977).** The Relative Flux Density of Photosynthetically Active Radiation. *Journal of Applied Ecology*, 14(1): 317-322.
- Szeicz, G. (1974).** Solar radiation for plant growth. *Journal of Applied Ecology*, 11(2): 617-636.
- Todoroff, P., Mezino, M., Le Mézo, L. and Laurent, J. B. (2013).** SHARP: An Online, Real-Time Sugarcane Harvest Prediction System based on Crop Growth Simulations and PLS Regression. *24th IASTED International Conference on Modelling and Simulation*, Banff (Canada).
- Tucker, C. J. (1979).** Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2): 127-150.
- Tucker, C. J., Holben, B. N., Elgin Jr, J. H. and McMurtrey Iii, J. E. (1981).** Remote sensing of total dry-matter accumulation in winter wheat. *Remote Sensing of Environment*, 11(0): 171-189.

UNICA and Apex-Brasil (2014). Preserving Biodiversity and Protecting Precious Resources. Disponible sur <http://sugarcane.org/sustainability/preserving-biodiversity-and-precious-resources>.

van den Berg, M. and Singels, A. (2013). Modelling and monitoring for strategic yield gap diagnosis in the South African sugar belt. *Field Crops Research*, 143(0): 143-150.

van Dillewijn, C. (1952). Botany of sugarcane, *Ed. Chronica Botanica Co.*

Wallach, D. (2006). The two forms of crop models, in Working with dynamic crop models. D. Wallach, D. Makowski and J. W. Jones. Amsterdam, *Ed. Elsevier*.

Warner, J. N. (1962). Sugar Cane: An Indigeneous Papuan Cultigen. *Ethnology*, 1(4): 405-411.

Zheng, G. and Moskal, L. M. (2009). Retrieving Leaf Area Index (LAI) Using Remote Sensing: Theories, Methods and Sensors. *Sensors*, 9(4): 2719-2745.

Zurbier, P. and van de Vooren, J. (2008). Introduction to sugarcane ethanol contributions to climate change mitigation and the environment. Wageningen, *Ed. Wageningen Academic Publishers*.

Articles

Article 1 – page 84

Morel, J. ; Bégué, A. ; Todoroff, P. ; Martiné, J.F. ; Lebourgeois, V. ; Petit, M. « *Coupling a sugarcane crop model with the remotely sensed time series of fIPAR to optimise the yield estimation* », accepté le 27/05/2014 pour publication dans la revue *European Journal of Agronomy*.

Article 2 – page 105

Morel, J.; Lebourgeois, V.; Martiné, J.F.; Todoroff, P.; Bégué, A.; Petit, M. « *Recalibrating a sugarcane crop model using thermal infrared data* », Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2013 IEEE International, 21-26 July 2013, 2013; pp 2806-2809.

Article 3 – page 110

Morel, J. ; Todoroff, P. ; Bégué, A. ; Bury, A. ; Martiné, J.F. ; Petit, M. « *Toward a satellite-based system of sugarcane yield estimation and forecasting in smallholder farming conditions: a case study on Reunion Island* », soumis le 05/05/2014 à la revue *Remote Sensing*.

ARTICLE 1

*Coupling a sugarcane crop model with the remotely sensed time series of fIPAR
to optimise the yield estimation*

Accepté le 27/05/2014 pour publication dans la revue *European Journal of
Agronomy*.

Coupling a sugarcane crop model with the remotely sensed time series of fIPAR to optimise the yield estimation

Julien Morel¹, Agnès Bégué², Pierre Todoroff¹, Jean-François Martiné³, Valentine Lebourgeois⁴,
Michel Petit⁵

¹UPR SCA, CIRAD, Station de Ligne-Paradis, 7 chemin de l'Irat, FR-97410 Saint-Pierre, La Réunion

²UMR TETIS, CIRAD, 500 rue Jean-François Breton, FR-34093 Montpellier, France

³UR SCA, CIRAD, Station de la Bretagne, 40 chemin de Grand Canal, FR-97743 Saint-Denis, La Réunion

⁴UMR TETIS, CIRAD, Station de Ligne-Paradis, 7 chemin de l'Irat, FR-97410 Saint-Pierre, La Réunion

⁵IRD, 911 avenue Agropolis, FR-34394 Montpellier Cedex 05, France

Abstract

The objective of this study was to assess the efficiency of the assimilation of the fraction of intercepted photosynthetically active radiation (fIPAR) data derived from *Satellite Pour l'Observation de la Terre* SPOT images into the MOSICAS sugarcane crop growth model for estimating the yield at field scale on Reunion Island. Over 3 years, time series of SPOT satellite imagery were used to estimate the daily evolution of NDVI for 60 plots located on two climatically contrasted farms. Ground measurements of the fIPAR were performed on 5 reference fields and used to calibrate a relationship with the corresponding NDVI values. Forced and not forced simulations were run and compared with respect to their ability to predict the final observed yield. Forcing MOSICAS with fIPAR values derived from SPOT images improved the accuracy of the model for the yield estimation (RMSE = 12.2 against 14.8 t ha⁻¹) closer to the 1:1 line. However, underestimations of the yield by the forced model suggest that some of the model parameters were not optimal. The maximal radiation use efficiency parameter (RUE_m) was optimised for each field, and an analysis of variance showed the significant effect of the ratoon number of the field, of its cultivar and of the farm where it is planted. Accordingly, the RUE_m was recalibrated for each cultivar for the number of ratoons and farms. New RUE_m values ranged from 3.09 to 3.77 g MJ⁻¹, and new computations were run using the optimised values of RUE_m. The results indicate that recalibrating the maximal radiation use efficiency according to the number of ratoons improved the yield estimation accuracy by as much as 10.5 t ha⁻¹ RMSE. This study highlights the potential of time series of satellite images to enhance the estimation of the yield by a forced ecophysiological model and to obtain better knowledge about the ecophysiological processes that are involved in crop dynamics with the recalibration method.

1 – Introduction

Sugarcane (*Saccharum officinarum*) is a widely spread crop with more than twenty-five million hectares [1] allocated around the world for the production of sugar and its derivatives (bioethanol, rum, etc.), as well as its by-products (bagasse, filter muds, etc.). Sugarcane is a semi-perennial tall grass whose stem cuttings are used as planting material. After a complete cycle (growth and harvest), the buds on the underground stems give rise to another crop called the ratoon crop. Sugarcane yield is calculated as the stalk fresh biomass. On Reunion Island, sugarcane represents more than 50% of the cultivated area and, consequently, a significant portion of the island's economy. To optimise the profitability of this sector, the improvement of the logistics for sugarcane mills (definition of the opening period, labour, etc.) as well as for farm holders (daily delivery quotas) must be achieved. To do so, the estimation of the sugarcane yield is of the utmost importance. However, typical techniques of production estimation based on field surveys have reached their limits due to the high spatial heterogeneity of climatic conditions on the island, the wide range of field management practices conditioned by the large number of farmers, and the length of the harvest period (six months on Reunion Island). Consequently, alternative techniques for yield estimation must be developed.

Dynamic crop models provide an ecophysiological framework to estimate biomass production. These models compute the evolution of crop variables (*e.g.*, leaf area index, biomass and yield) as a function of variables (climatic data) and parameters (*e.g.*, soil properties and cropping practices). For sugarcane, specific models have been developed, aiming at predicting sucrose as well as biomass yield [2]. The CANEGRO model [3] and APSIM-sugar model [4] have been developed for South African and Australian conditions, respectively. On Reunion Island, strong climatic gradients have led to the development of MOSICAS [5]. All of these models produced satisfactory results in predicting the yield (stalk fresh biomass) of sugarcane grown under experimental conditions. However, when working under on-farm conditions, two main limitations significantly affect the models' yield estimation precision: (i) limitations of the model itself, given that factors that may affect the measured yield, such as pests and diseases, are not considered by the model and (ii) lack of availability of the model parameters or initialisation variables, such as the radiation use efficiency of sugarcane, which depends on the cultivar and on the number of crop ratoons, or the planting or harvest date of the crop.

Remote sensing data provide representative and spatially exhaustive information on the development of the plot [6]. The time series also provides temporal information describing the evolution of the crop. Remote sensing indices have been used to estimate the yield of several types

of crops. For instance, the Normalized Difference Vegetation Index NDVI [7] has been used to estimate the yield of rice [8], maize [9] and sugarcane [10]. However, yield estimation with remote sensing has limitations, mainly due to the indirect nature of the link between the NDVI and biomass but also due to the sensor spatial resolution or insufficient repeat coverage [11].

Remote sensing is also used to estimate the biophysical variables of the canopy, such as the Leaf Area Index LAI [12] or the fraction of intercepted photosynthetically active radiation fIPAR [13, 14]. Such variables are crop model state variables, and their assimilation into crop models combines the ecophysiological framework of the model with the exhaustive information contained within the satellite images. Remote sensing data assimilation involves using values of a state variable derived from radiometric information in a crop growth model to compensate for the lack of detailed knowledge of the management practices, crop health or soil characteristics. There are two main types of assimilating data in a crop model: forcing and recalibrating [15, 16].

- The forcing approach involves replacing a simulated state variable value by its remotely sensed derived value. The forcing can be partial (replacements are used whenever an observation is available) or complete (replacements are used every time step of the simulation). As many dynamic crop models work at daily time steps, a complete forcing requires a value for every day of simulation. Because satellite images are rarely available at such time resolutions, the temporal profile of the state variable must be completed. Various methods are available [16], from a simple linear interpolation to the use of fast Fourier transformations [17]. Combined logistic functions have also been used to compute daily values of the NDVI [18]. The actual growth of the crop is thus considered by the model when forcing it with a state variable derived from a vegetation index. The state variable is generally the Leaf Area Index [18, 19].
- The recalibration approach aims to compute optimised values of some of the model parameters or input variables in order to minimise the gap between a remotely sensed variable and its simulated value (optimisation variable). This method is based on the basic premise that the model equations are correct, but that the parameters or input variables must be adjusted. This method requires knowing to which parameters the model is sensitive and adjusting the parameter by running the model with several values of this parameter within realistic ranges. Examples of the implementation of this method can be found in [20, 21].

Considering the high spatial heterogeneity of sugarcane fields on Reunion Island, the objective of this study was to assess the performance of assimilating biophysical variables estimated from *Satellite Pour l'Observation de la Terre* SPOT satellite data into a MOSICAS sugarcane-dedicated model. To do

so, we established a linear relationship between the ground measurements of the fIPAR and SPOT NDVI values and used this relationship to convert a SPOT NDVI time series acquired at field scale in two climatically contrasted farms and over 3 growth cycles (2010-2013). Comparisons of the estimated yield computed with or without forcing fIPAR values were analysed as functions of different environmental and cropping conditions. We then assessed the use of observed yields as optimisation variables to recalibrate the radiation use efficiency parameter and determine whether it improves the remote sensing-model coupling approach in terms of yield estimation at the field scale.

2 – Materials and methods

2.1 – Study area

The study was conducted from July 2009 to November 2012 on Reunion Island, Indian Ocean (21°07’S; 55°31’E). This 2500 km² island is characterised by a tropical climate with two seasons. The cool, dry season runs from May to October, while the warm season runs from November to April. This island presents a climatic gradient that is windward on the north-eastern part and leeward on the south-western part. The island is also characterised by a significant altitude gradient (Figure 1).

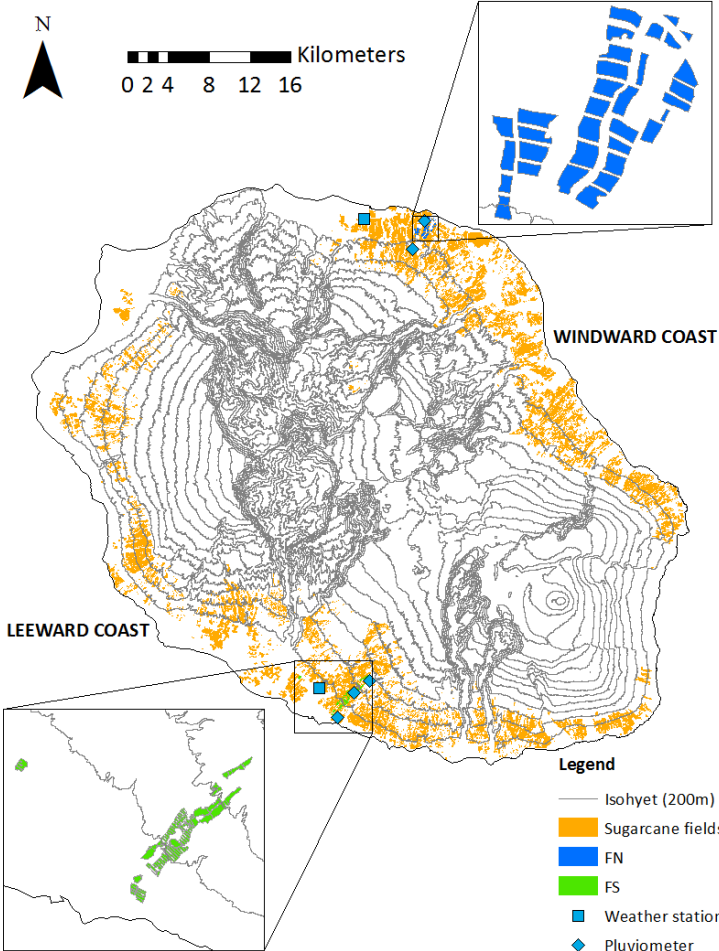


Figure 1. Location of the sugarcane-cropped area on Reunion Island, the two study farms (FN and FS) and the weather stations used in the study.

In 2011, 3400 farms cultivated 24,300 ha sugarcane along the coast under a wide range of climatic and agronomic conditions [22]. The mean area of the fields is approximately 0.9 ha. Sugarcane fields are harvested from July to December, and the mean yield is approximately 76 t ha⁻¹.

A total of 60 fields were monitored during the time of the experiment (between 2010 and 2012). These fields are located in 2 study sites situated in contrasting climatic zones (Table 1). The first site (FN) was located in the Northern part of the island, where the mean annual rainfall was 1670 mm. The 38 studied fields were located between 60 m and 200 m of altitude and were cultivated under rainfed conditions. The main cultivar was the R579, which is particularly adapted for the rainy conditions of this area. The mean yield of the studied fields was 118 t ha⁻¹. The second site (FS) was located in the Southern part of the island between 170 m and 480 m of altitude. The 22 fields studied had a wider range of cultivars and cropping practices than did those in FN (table 1). The mean annual rainfall of the fields located at greater than 300 m of altitude was 1030 mm, and the mean annual rainfall of fields located at less than 300 m of altitude was 750 mm. To avoid water stresses, the latter fields were irrigated. The mean yield of the studied fields was 86 t ha⁻¹ and 98 t ha⁻¹ under rainfed and irrigated conditions, respectively.

Table 1. Main environmental conditions and studied fields characteristics of the two study sites.

	Northern site FN	Southern site FS
Mean annual rainfall (mm)	1670	940
Daily mean radiation (MJ m⁻²)	19.6	19.9
Daily mean temperature (°C)	28.0	28.4
Altitude range (m)	60 – 200	170 – 480
Cultivars (number of fields)	R579 (35), R582 (3)	R570 (8), R577 (6), R579 (7), R582 (1)
Number of studied fields	38	22
Number of irrigated fields	0	12
Number of ratoons (range)	1 – 6	1 – 10
Mean field area (ha)	6.2	13.1
Mean yield (tha⁻¹)	118	94

2.2 – Ground and satellite data

2.2.1 – fIPAR measurements

To establish a relationship between fIPAR and NDVI, 42 measurements of photosynthetically active radiation were made using a LP-80 AccuPAR ceptometer and external sensor (Decagon devices Inc., Pullman, Washington, United States) from December 2011 to June 2012 throughout the growth cycle of five sugarcane fields located in FS. 9 sampling plots were placed on each field in order to

overcome their spatial heterogeneity. 4 above- and below-canopy measurements were made on each sampling plot between 10:00 a.m. and 01:00 p.m. on clear days. For each measurement, the fIPAR was calculated as follows:

$$fIPAR = \frac{PAR - PAR_b}{PAR} \quad (1)$$

where PAR is the incoming photosynthetically active radiation ($\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$) measured above the canopy, and PAR_b is the transmitted photosynthetically active radiation measured below the canopy. The averaged fIPAR values were then computed for the field. As vegetation became senescent, the dry leaves were removed from the stalks to ensure a green leaf interception measurement.

2.2.2 – Climatic, cropping practices and yield data

Climatic and agronomic data (cropping practices and yields) of 60 fields (table 1) were collected for three growth cycles (2009-2010, 2010-2011, and 2011-2012).

The rainfall and global radiation and mean temperature were collected at daily time steps by 2 weather stations and 5 pluviometers situated close to the sampled fields (figure 1). For each field, the daily values of rainfall were weighted according to the distance between the centroid of the field and the closest pluviometers. The potential evapotranspiration, global radiation and mean temperature were computed using gradients [23].

Data on the cropping practices for each studied field, including harvest dates, cultivars and number of ratoons, were obtained from the farmers. The observed yield was computed from the harvested biomass from each individual field for the 3 study years (*i.e.*, 2010, 2011 and 2012). Concerning the irrigation amounts at the FS study site, the farm holder used specific schedules depending on the weekly amount of rainfall. The daily water volumes of irrigation were estimated based on these schedules.

2.2.3 – Satellite images

56 SPOT 60x60 km² images were acquired for a period ranging from July 2009 to December 2012. 14 images were acquired using SPOT5 satellite, and 42 were acquired using SPOT4. Those images were provided by the *Centre National d'Études Spatiales* CNES through the KALIDEOS program [24, 25]. The images were orthorectified with a 10 m spatial resolution (SPOT4 images were pansharpened) and radiometrically corrected to *top-of-canopy* reflectance, ensuring cross-comparison in time and space.

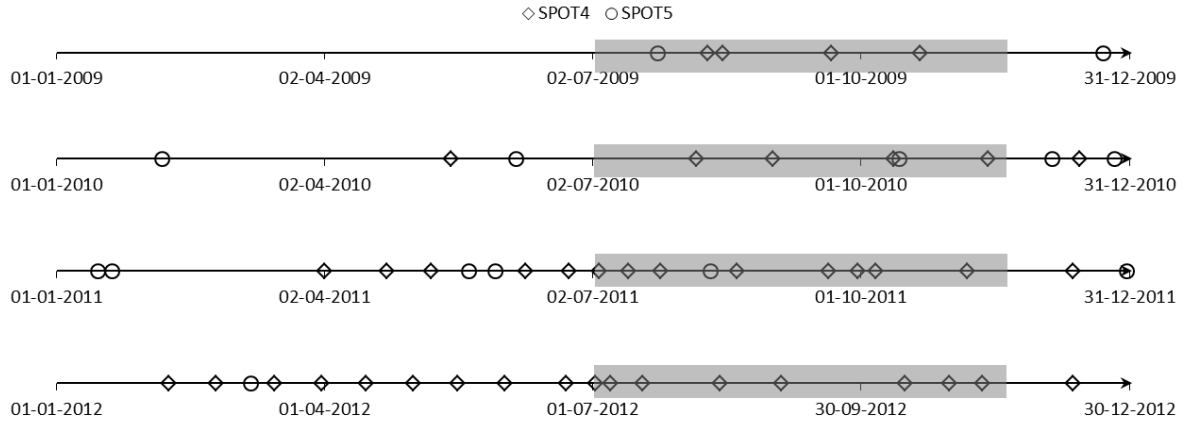


Figure 2. SPOT satellite image acquisition. The circles and diamonds represent the SPOT5 and SPOT4 acquisitions, respectively. The grey rectangles represent the period of the harvest.

The 4 spectral bands on SPOT4 and SPOT5 are green (0.50 – 0.59 μm), red (0.61 – 0.68 μm), near infrared (0.78 – 0.89 μm), and shortwave infrared (1.58 – 1.75 μm). We calculated the Normalized Difference Vegetation Index NDVI [7], which is a good indicator of the vegetative development and is defined as a combination of the spectral reflectances of the red (B_r) and near infrared bands (B_n) as follows:

$$NDVI = \frac{B_n - B_r}{B_n + B_r} \quad (2)$$

The NDVI values were computed for each available satellite image, and a median value of NDVI was calculated for each studied field.

2.3 – Models and coupling methods

2.3.1 – NDVI interpolation model

As satellite data are rarely acquired on the same date as the ground measurements, we used an interpolation model to describe the dynamic evolution of the NDVI.

The NDVI interpolation was performed using 2 continuous logistic functions [18]. The first function (F_1) aimed to describe the growth phase, while the second function (F_2) aimed to describe the senescent phase of the crop as follows:

$$NDVI(t) = F_1(t) - F_2(t)$$

$$F_1(t) = \frac{M}{1 + \exp(-a(t-t_i))} \quad (3)$$

$$F_2(t) = \frac{M}{1 + \exp(-b(t-t_f))}$$

where t is the degree day of the crop since the last harvest, M is the maximum value of the logistic curve, a and b are the slopes at the inflexion points of the F_1 and F_2 functions, respectively, and t_i and t_f are the degree day values at those inflexions points, respectively. These parameters were obtained using a non-linear regression [26] with minimisation of the relative root mean squared error.

The degree day scale corresponds to the sum of the daily mean temperatures since the beginning of the sugarcane growth (corresponding to the previous harvest date) and considering a base temperature of 12 °C. Using this model, a set of daily NDVI values was computed for each studied field.

2.3.2 – fIPAR-NDVI transfer function

To force the model with fIPAR values derived from satellite data, it was necessary to formalise the NDVI-fIPAR relationship. As recommended by [13, 14, 27], a linear regression model was fitted between the measured fIPAR and interpolated daily NDVI.

2.3.3 – MOSICAS model

MOSICAS is a sugarcane-dedicated dynamic crop model based on both a water balance module and a growth module [5]. This model simulates at daily time steps the growth of the first ratoon of a uniform R570 cultivar sugarcane field as a function of climatic variables and specific soil and cultivar parameters.

The water balance module is adapted from the CERES Maize model [28] and computes a water satisfaction index according to water input (rainfall, irrigation, and capillary uptake) and output (Potential Evapotranspiration, PET) and soil properties, such as available water capacity (figure 3).

The growth module computes a daily increase in the total dry biomass of the crop according to cultivar parameters as well as to temperature and global radiation and in the water satisfaction index computed by the water balance module as input variables. The thermal age of the crop is computed with a base temperature of 12 °C. The leaf area index of the crop is a function of the thermal age of the crop and the water satisfaction index. The leaf area index value is used to calculate the

interception efficiency of the crop (ϵ_i), which describes the amount of global radiation intercepted by the crop. The total dry biomass DM (g m^{-2}) produced is calculated as follows:

$$DM = PAR \times \epsilon_i \times RUE_m \times K_t \times W_s, \quad (4)$$

where PAR is the incoming photosynthetically active radiation (MJ m^{-2}), RUE_m is the conversion efficiency index (g MJ^{-1}), K_t is a stress factor depending on the temperature, and W_s is a stress factor depending on the water satisfaction index.

The biomass is then partitioned into stalks, leaves and roots. Finally, the yield is computed from the biomass allocated for the stalks.

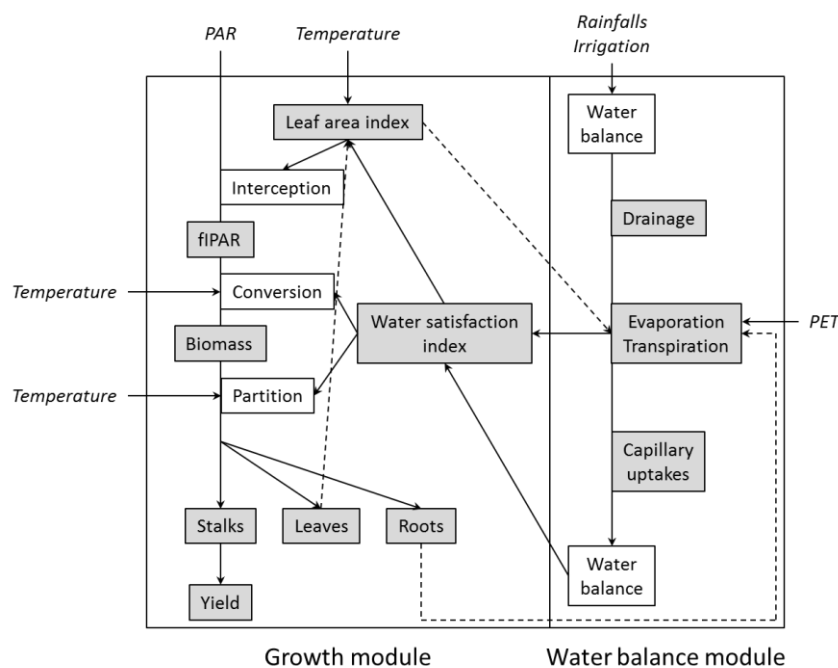


Figure 3. Simplified organisation chart of MOSICAS. Grey rectangles are state variables, white rectangles are processes, and italicised words are input variables. Adapted from [29].

MOSICAS describes many physiological processes of crop growth. Its conception allows for the consideration of water stress due to its water balance module. However, the effect of other stresses, such as pests, diseases or nutrient deficiency, cannot be assessed by the model, which limits the precision of the simulated yields. In addition, MOSICAS has only one parameter set for the R570 sugarcane cultivar, but there are many other cultivars cultivated in the different climatic zones. Finally, the effect of the number of ratoons of the plot (*i.e.*, the number of harvests of the plot) is not considered by the model.

2.3.4 – Coupling methods

In this study, 3 coupling methods were assessed based on forcing and recalibration: partial forcing (PF), complete forcing (CF), and complete forcing with recalibration (CFR). The forcing methods were based on NDVI-derived fIPAR values and compared with simulations that were run with the results of the MOSICAS model alone (RAW simulations). The recalibrating method was based on the yield observations, and the optimised parameter was the radiation use efficiency (RUE_m).

In the partial forcing method (figure 4a), values of simulated fIPAR were replaced whenever an observation was available. In the complete forcing method (figure 4b), values of simulated fIPAR were replaced daily using fIPAR derived from the temporally interpolated NDVI data (Equation 3). The results obtained with partial and complete forcing were then compared in terms of yield estimation accuracy.

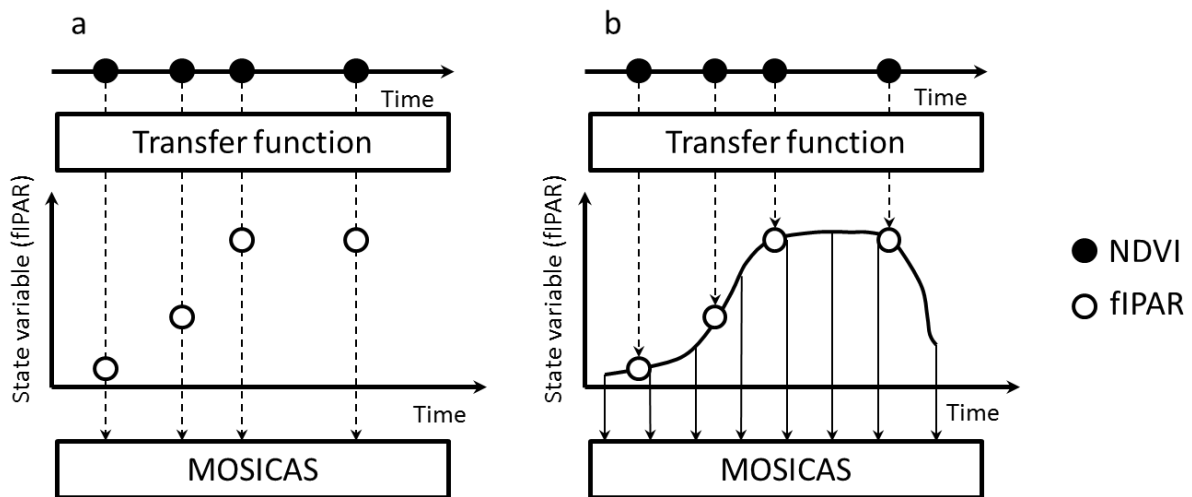


Figure 4. Forcing methods: a) partial forcing (PF) and b) complete forcing (CF).

The recalibration method was used to compute optimised values of RUE_m after a complete forcing of the fIPAR values for each field. The optimisation was achieved using a MOSICAS-implemented simulated annealing algorithm [30]. The assumption was that the equations used in MOSICAS to predict the yield are correct but that some parameters may need adjustments, especially when working under on-farm conditions. RUE_m is a key parameter for the computation of biomass production; its value depends on the cultivar and on the number of ratoons [31]. As stated earlier, neither of these parameters is considered by the model, and the default value of RUE_m that is used in MOSICAS (3.22 g MJ^{-1}) may not be adapted to field conditions.

For each field of the dataset, the RUE_m was optimised. The effects of the farm, the cultivar, the irrigation and the number of ratoons were assessed using an analysis of variance on the optimised values of RUE_m in order to determine which factors significantly affect the value of the parameter.

Sub-datasets were made accordingly by aggregating all of the fields with the same significant factor (e.g., all of the fields planted with the same cultivar; figure 5). In each sub-dataset, random samplings were made in order to use 50% of the data as optimisation samples and the other 50% as validation samples.

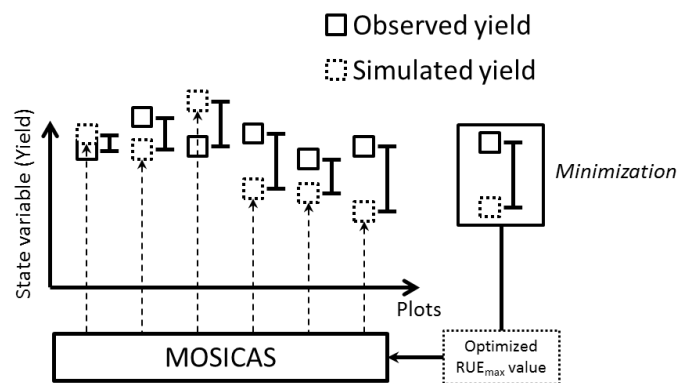


Figure 5. Recalibration method (after complete forcing).

3 – Results and discussion

3.1 –NDVI temporal interpolation

Between 6 and 21 NDVI data points were available for each field during the growth cycle. Adjustments to the temporal NDVI model based on two continuous logistic functions (Equation 4) were made for each field to describe the evolution of the median NDVI in degree days.

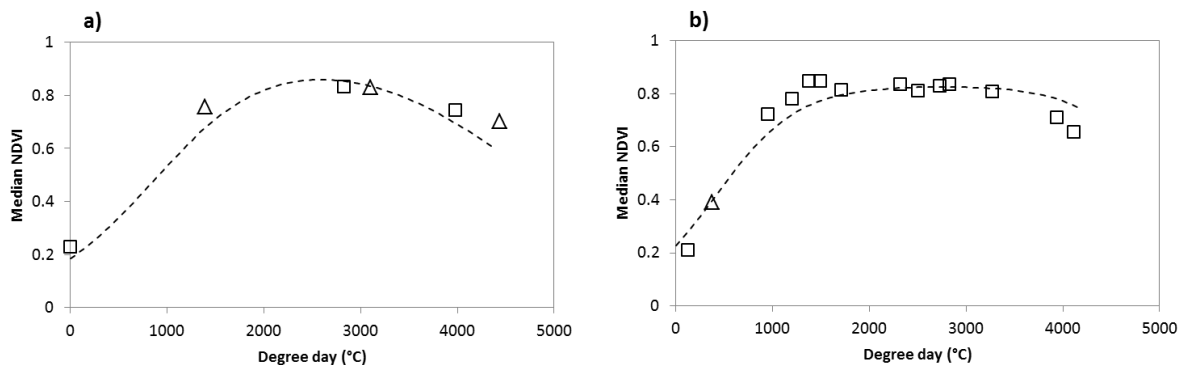


Figure 6. Examples of temporal profiles of NDVI computed from SPOT4 and SPOT5 satellites data (square and triangle symbols, respectively) obtained with a) 6 acquisition dates and b) 14 acquisition dates; the dashed curves correspond to the fitted logistic functions.

The results were satisfactory, with a residual standard error varying between 0.001 and 0.070.

3.2 –The SPOT NDVI-fIPAR transfer function

Figure 7 shows the relationship between the NDVI and fIPAR for five fields and nine acquisition dates throughout the 2011-2012 growth cycle.

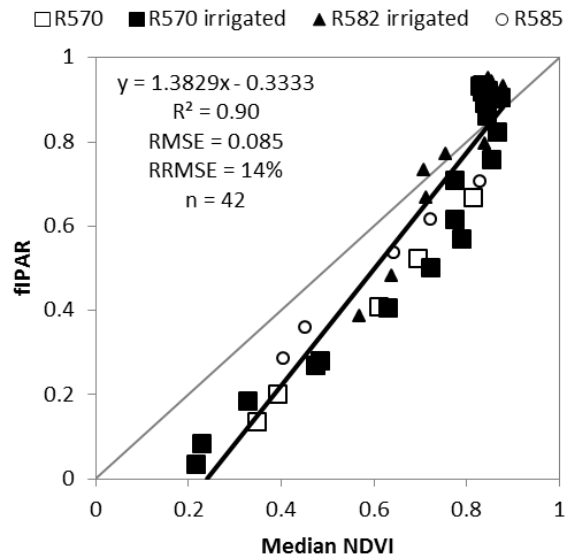


Figure 7. fIPAR measurements as functions of SPOT image-derived NDVI for different sugarcane treatments and cultivars.

The fIPAR and NDVI data were fitted using a linear regression. An analysis of variance showed no effect of the cultivar nor of the irrigation treatment on the relationship between the fIPAR and NDVI (p -values = 0.30 and 0.91, respectively). The results also show that when the NDVI saturates (*i.e.*, NDVI = 0.85), the fIPAR may be underestimated.

3.3 – Forcing MOSICAS with fIPAR

As presented earlier, three types of simulations were conducted and evaluated in terms of yield assessment:

- RAW simulations: MOSICAS simulations were made without any forcing of fIPAR in the model.
- PF (partial forcing) simulations: replacements of the MOSICAS-simulated values of fIPAR by NDVI-derived fIPAR whenever a satellite observation was available.
- CF (complete forcing) simulations: replacements of the MOSICAS-simulated values of fIPAR by daily interpolated NDVI-derived fIPAR.

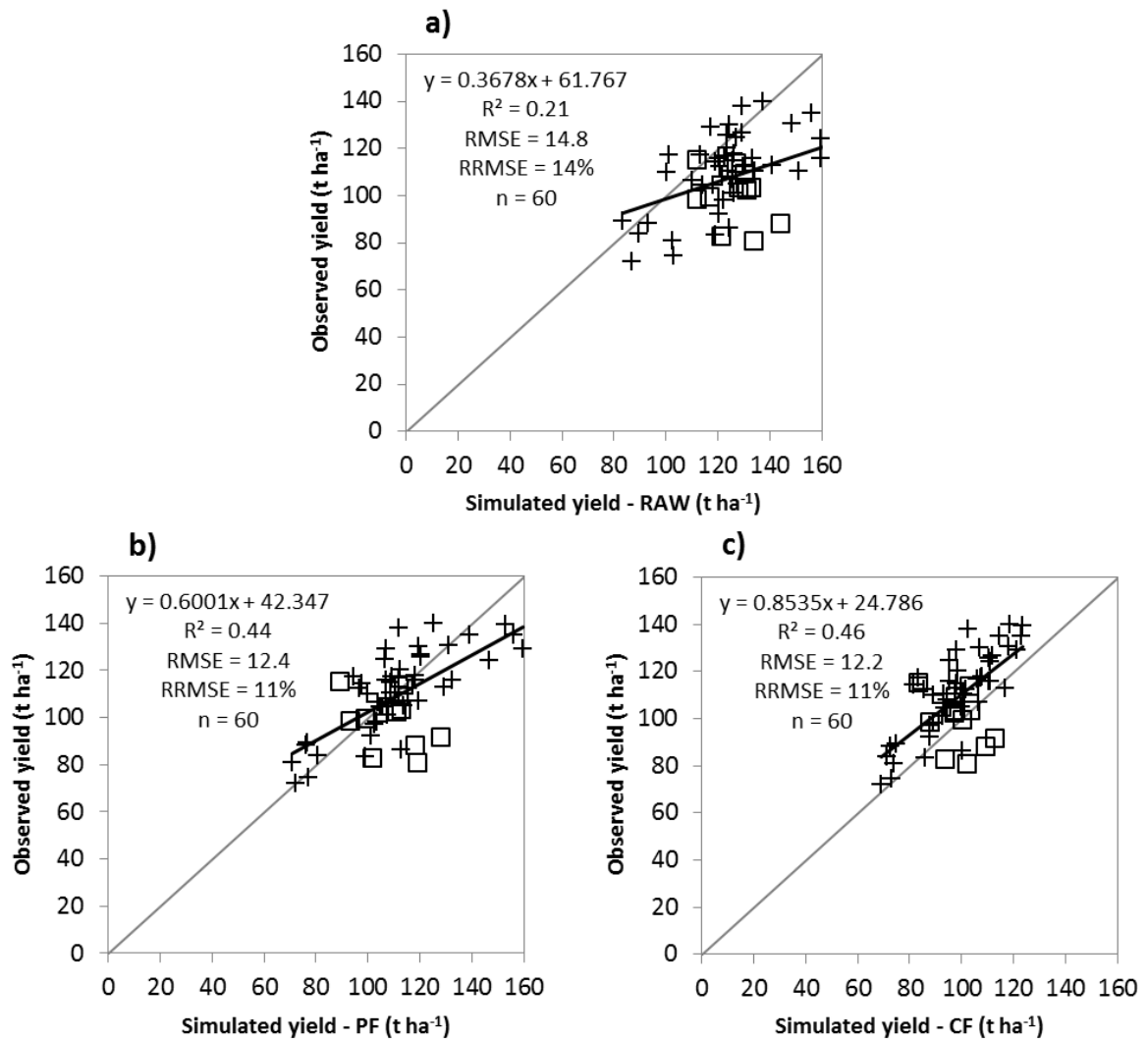


Figure 8. Observed yields as functions of simulated yields for a) RAW, b) partial forcing (PF), and c) complete forcing (CF) simulations. Squares and crosses represent the irrigated and rainfed fields, respectively.

Linear regressions were established between the observed yield and the simulated yield for each type of simulation (RAW, partial and complete forcing). The results in figure 8 demonstrate a significant increase in the relevance of the model with the forcing methods ($R^2 = 0.21, 0.44$ and 0.46 for raw simulation, PF simulation and CF simulation, respectively). An analysis of variance showed that, for RAW simulations, the yield estimation errors are significantly different for the irrigated and rainfed fields (p -value = 0.008). However, this difference tends to decrease when forcing the model (p -value = 0.050 and 0.450 for PF and CF simulations, respectively). The analysis of variance also showed no effect of the farmer in the yield estimation errors, for RAW, PF or CF simulations.

The dispersion of the data, measured by the coefficient of variation, is smaller with the CF simulation (13.6% and 16.9% for complete and partial forcing, respectively). Finally, the results show that the

RAW simulation tends to overestimate the yield, especially for the high yields (figure 8a), whereas the CF simulation tends to underestimate it with a mean error of 10.68 t ha⁻¹ (figure 8c).

3.4 – Recalibrating the radiation use efficiency parameter

3.4.1 – Optimised values of RUE_m

To reduce the bias in the case of complete forcing, we investigated the recalibration of the maximal radiation use efficiency (RUE_m) model parameter, which is directly linked to the daily dry matter production (Equation 4). In MOSICAS, the default value of RUE_m is set to 3.22 g MJ⁻¹ (Table 2).

Table 2. Recalibrated average values of RUE_m for different datasets, number of points used for the recalibrations, and statistical levels of significance.

RUE_m	Average (g MJ ⁻¹)	n (recalibration/validation)	Significance test (ANOVA)
Initial value	3.22		
Recalibrated value			
Whole dataset	3.47	30/30	
Farmer:			***
FN	3.60	19/19	
FS	3.42	11/11	
Cultivar:			**
R570	3.28	4/4	
R577	3.42	3/3	
R579	3.37	21/21	
R582	3.09	2/2	
Ratoon:			*
1-2	3.70	10/10	
3-4	3.47	8/9	
5-6	3.25	4/5	
7-8	3.77	2/2	
9-10	3.49	5/5	

The optimisation was performed using a random sampling of 30 (50%) fields of the dataset after having completely forced the fIPAR values. The average value obtained for the 60 fields was 3.47 g MJ⁻¹, approximately 7.8% larger than the initial MOSICAS value (3.22 g MJ⁻¹) (Table 2). To analyse the influence of several factors (cultivar, irrigation, number of ratoons, and farm) on the RUE_m , the optimisation was then performed for each individual field. The analysis of variance of these results showed significant differences according to the farmer, the number of ratoons and the cultivar (p-values = 0.0006, 0.014 and 0.009, respectively) but did not show any effect of the irrigation (p-value = 0.293). Finally, the analysis of variance also showed no interaction effects between the factors (p-values > 0.1).

3.4.2 – Yield estimation with optimised values of RUE_m

Evaluations of the optimised values of RUE_m were performed using validation sets corresponding in each case to the remaining 50% of the samples. Based on optimised values of RUE_m for each farm, cultivar and number of ratoons (table 3), new simulations were run with complete forcing.

Table 3. Coefficients of determination, yield root mean square errors (RMSE) and relative root mean square errors (RRMSE) after recalibrating the RUE_m value.

Simulation	R^2	RMSE (t ha ⁻¹)	RRMSE (%)
CF, no recalibration	0.46	12.2	11.3
CF, recalibrated on global dataset	0.49	12.1	11.1
CF, recalibrated for the farm	0.40	12.3	11
CF, recalibrated for the number of ratoons	0.50	11.5	10.8
CF, recalibrated for the cultivar	0.63	10.8	9.6

The results show that the use of the recalibrated RUE_m parameter in the model increased the precision of the yield estimation with the RMSE decreasing from 12.2 t ha⁻¹ for the simulated yield with an initial MOSICAS RUE_m value of 10.8 t ha⁻¹ for simulated yields with the cultivar-dependant RUE_m (table 2). The recalibration of the parameter for all of the fields combined reduced the error in the estimation of the yield but gave poorer results than did the recalibrations based on the cultivar or the number of ratoons of the field. The best results were obtained by recalibrating the RUE_m according to the cultivar ($R^2 = 0.63$; RMSE = 10.8 tha⁻¹).

4 – Discussion and conclusion

Forcing and recalibrating coupling methods were tested on the MOSICAS sugarcane model with remotely sensed data. Forcing was achieved using fIPAR values derived from SPOT4 and SPOT5 images. Two continuous logistic functions were used to describe the evolution at daily time steps of NDVI for each field. However, this method has limitations: the logistic regression may attenuate short-range variations in the NDVI. Furthermore, the frequency of the image acquisition is expected to impact the interpolation quality and, consequently, the final biomass, even considering the recent re-evaluation by [19], who showed that the smoothing effect of the interpolation procedure of uncertain vegetation variables (LAI +/- 0.1 standard deviation) compensate for the frequency in the context of crop model forcing. A linear regression with good agreement ($R^2 = 0.90$) was established between the ground-measured fIPAR and NDVI values on the calibration fields.

Simulations were run for 60 fields distributed between 2 climatically contrasted areas and 3 growth cycles with (1) no forcing (RAW), (2) replaced values of fIPAR whenever a satellite image was available (partial forcing) and (3) replacement of fIPAR values at daily time steps (complete forcing). The results show a significant improvement in the accuracy of the yield estimation by the model at field scale using both partial and complete forcing. The 2 methods gave comparable results considering the accuracy of the yield estimation (RMSE = 12.4 and 12.2 t ha⁻¹, respectively), but complete forcing showed a smaller dispersion of the data than did the partial forcing method (C_v = 13.6% and 16.9%, respectively). A previous study conducted on sugarcane produced comparable results for the simulation of sugarcane fields located in one farm on Reunion Island and by completely forcing the model with LAI derived from SPOT images [32]. However, simulating the yield for 2 different farms with contrasting conditions of cropping practices and climatic conditions is a more delicate exercise, as we introduce more variability in the model inputs. The reduction in the dispersion may be the result of the better inclusion of various growth variation factors occurring during crop development while forcing the model at daily time steps. The results also show that the yield estimation error is significantly different for rainfed and irrigated fields when using RAW simulations. This result can be explained by the fact that the irrigation inputs in the model are only estimates of the real quantity of water used by the farmer to irrigate the fields. For example, the sprinkler may not irrigate every part of the field with the same quantity of water, resulting in potentially higher water stresses in the local zones of the field. However, this difference tends to disappear when using partial or complete forcing simulations, indicating that the use of satellite-estimated fIPAR values allows for considering the potential plant development limitations due to water stress.

The complete forcing method also indicated that the model with correct values of fIPAR tends to underestimate the yield. If we suppose that a stress applied to the plant will imply a diminution of the fIPAR, then errors remaining in the complete forcing simulations are expected to be linked to the parameterisation of the model. A key parameter in the MOSICAS process of yield estimation is the maximal radiation use efficiency (RUE_m), which is known to be sensitive to the cultivar and the number of ratoons of the sugarcane field. Recalibration was first performed for each plot after having completely forced fIPAR values, and an analysis of variance was performed to determine which factor has a significant impact on the RUE_m . The results show that the cultivar, the number of ratoons and the farm significantly influenced the RUE_m value. These results are in agreement with [31, 33], who showed the effect of the cultivar and the number of ratoons on the RUE_m . The “farmer” effect on RUE_m may result from some cropping conditions that were not considered in the model, such as the amount of fertiliser applied to the field. Recalibrations were then performed on fields

that were regrouped according to each factor and also for a group including all of the fields. The recalibrated values were comparable to the 3.08 – 3.41 g MJ⁻¹ RUE_m values obtained by [31] for sugarcane first ratoon crops of Q117 and Q138 cultivars under irrigated conditions, which we recalculated using a relative flux density of photosynthetically active solar radiation of 0.49 [34, 35]. The results show that the recalibration enhanced the accuracy of the yield estimation, but the best results were obtained by recalibrating the RUE_m according to the cultivar (RMSE = 10.8 t ha⁻¹).

In conclusion, the results obtained in this study demonstrate that remote sensing data can be used at the field scale (1) to force ecophysiological models, resulting in the significant enhancement of the precision of the estimated yields and (2) to recalibrate these models, thus improving our knowledge of the ecophysiological processes involved. In addition, with the increase in the number of very-high-resolution satellites, we can expect remote sensing to be increasingly used for this purpose. However, to further explore the model-remote sensing coupling applications, the results obtained in this paper should be supported by those from a greater number of fields with a wider range of climatic conditions, in particular under severe drought episodes.

Acknowledgments

The authors wish to thank Louis Paulin, Raymond Nativel and Jason Hoareau for technical support. The authors are also grateful to the CNES (Centre National d'Études Spatiales) for the access to the ISLE-REUNION KALIDEOS data base. The authors also acknowledge the financial support of the European Agricultural Fund for Rural Development and the Regional Council of Reunion Island.

References

- [1] FAO, FAOSTAT, available online at: <http://faostat.fao.org/>, in, 2012.
- [2] G.J. O'Leary, A review of three sugarcane simulation models with respect to their prediction of sucrose yield, *Field Crops Research*, 68 (2000) 97-111.
- [3] N.G. Inman-Bamber, A growth model for sugar-cane based on a simple carbon balance and the CERES-Maize water balance, *South African Journal of Plant and Soil*, 8 (1991) 93-99.
- [4] C.N. Bezuidenhout, A. Singels, Operational forecasting of South African sugarcane production: Part 1 – System description, *Agricultural Systems*, 92 (2007) 23-38.
- [5] J.-F. Martiné, Analysis and forecasting of the sucrose content of sugarcane crops during the harvest period in Reunion Island, in: 26th Congress of the International Society of Sugar Cane Technologists, Durban, South Africa, 2007, pp. 607-612.
- [6] C.J. Tucker, Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation, *Remote Sensing of Environment*, 8 (1979) 127-150.

- [7] J.W. Rouse, R.H. Haas, J.A. Schell, D.W. Deering, Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, in, United States, 1974, pp. 309-317.
- [8] Y.-P. Wang, K.-W. Chang, R.-K. Chen, J.-C. Lo, Y. Shen, Large-area rice yield forecasting using satellite imageries, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12 (2010) 27-35.
- [9] D.K. Bolton, M.A. Friedl, Forecasting crop yield using remotely sensed vegetation indices and crop phenology metrics, *Agricultural and Forest Meteorology*, 173 (2013) 74-84.
- [10] A. Bégué, V. Lebourgeois, E. Bappel, P. Todoroff, A. Pellegrino, F. Baillarin, B. Siegmund, Spatio-temporal variability of sugarcane fields and recommendations for yield forecast using NDVI, *International Journal of Remote Sensing*, 31 (2010) 5391-5407.
- [11] M.S. Moran, Y. Inoue, E.M. Barnes, Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management, *Remote Sensing of Environment*, 61 (1997) 319-346.
- [12] G. Zheng, L.M. Moskal, Retrieving Leaf Area Index (LAI) Using Remote Sensing: Theories, Methods and Sensors, *Sensors*, 9 (2009) 2719-2745.
- [13] D.S. Bartlett, G.J. Whiting, J.M. Hartman, Use of vegetation indices to estimate indices to estimate intercepted solar radiation and net carbon dioxide exchange of a grass canopy, *Remote Sensing of Environment*, 30 (1989) 115-128.
- [14] A. Bégué, Leaf area index, intercepted photosynthetically active radiation, and spectral vegetation indices: A sensitivity analysis for regular-clumped canopies, *Remote Sensing of Environment*, 46 (1993) 45-59.
- [15] R. Delécolle, S.J. Maas, M. Guérif, F. Baret, Remote sensing and crop production models: present trends, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 47 (1992) 145-161.
- [16] W.A. Dorigo, R. Zurita-Milla, A.J.W. de Wit, J. Brazile, R. Singh, M.E. Schaepman, A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 9 (2007) 165-193.
- [17] G.J. Roerink, M. Menenti, W. Verhoef, Reconstructing cloudfree NDVI composites using Fourier analysis of time series, *International Journal of Remote Sensing*, 21 (2000) 1911-1917.
- [18] J.G.P.W. Clevers, O.W. Wonder, R.E.E. Jongschaap, J.F. Desprats, C. King, L. Prévot, N. Bruguier, Using SPOT data for calibrating a wheat growth model under Mediterranean conditions, *Agronomie*, 22 (2002) 687-694.
- [19] R. Casa, H. Varella, S. Buis, M. Guérif, B. De Solan, F. Baret, Forcing a wheat crop model with LAI data to access agronomic variables: Evaluation of the impact of model and LAI uncertainties and comparison with an empirical approach, *European Journal of Agronomy*, 37 (2012) 1-10.
- [20] M. Claverie, V. Demarez, B. Duchemin, O. Hagolle, D. Ducrot, C. Marais-Sicre, J.-F. Dejoux, M. Huc, P. Keravec, P. Béziat, R. Fieuzal, E. Ceschia, G. Dedieu, Maize and sunflower biomass estimation

in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data, *Remote Sensing of Environment*, 124 (2012) 844-857.

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

[22] DAAF, Canne à sucre, in, 2013.

[23] J.-L. Chopart, M. Mézino, L. Le Mezo, Relations entre l'altitude et la température mensuelle de l'air dans l'ouest de la Réunion, in: *Congrès de la Société de technologie agricole et sucrière de Maurice, Réduit, Mauritius*, 2002, pp. 68-72.

[24] H. De Boissezon, T. Rabaute, S. Marzocchi-Polizzi, J.M. Froidefond, A. Dehouck, G. Pennober, V. Lafon, The Kalideos databases, reference remote sensing data repositories for coastal applications - Content and examples of applications., in: *OCOSS, Brest, France*, 2010, pp. 6.

[25] CNES, Kalideos, in, 2007.

[26] R Development Core Team, R: A Language and Environment for Statistical Computing, in, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2010.

[27] B.E. Law, R.H. Waring, Remote Sensing of Leaf Area Index and Radiation Intercepted by Understory Vegetation, *Ecological Applications*, 4 (1994) 272-279.

[28] B. Gabrielle, S. Menasseri, S. Houot, Analysis and Field Evaluation of the Ceres Models Water Balance Component, *Soil Science Society of America Journal*, 59 (1995) 1403-1412.

[29] J.-F. Martiné, Modélisation de la production potentielle de la canne à sucre en zone tropicale, sous conditions thermiques et hydriques contrastées. Applications du modèle., in, *Institut National Agronomique Paris-Grignon, France*, 2003, pp. 132.

[30] W.L. Goffe, G.D. Ferrier, J. Rogers, Global optimization of statistical functions with simulated annealing, *Journal of Econometrics*, 60 (1994) 65-99.

[31] M.J. Robertson, A.W. Wood, R.C. Muchow, Growth of sugarcane under high input conditions in tropical Australia. I. Radiation use, biomass accumulation and partitioning, *Field Crops Research*, 48 (1996) 11-25.

[32] E. Bappel, A. Bégué, J.-F. Martiné, A. Pellegrino, B. Siegmund, Assimilation of biophysical parameter estimated by remote sensing using SPOT 4&5 data into a sugarcane yield forecasting model, in: *International Society of Sugar Cane Technologists - XXV congress, Guatemala city, Guatemala*, 2005, pp. 4.

[33] R. Muchow, M. Spillman, A. Wood, M. Thomas, Radiation interception and biomass accumulation in a sugarcane crop grown under irrigated tropical conditions, *Australian Journal of Agricultural Research*, 45 (1994) 37-49.

[34] G. Stanhill, M. Fuchs, The Relative Flux Density of Photosynthetically Active Radiation, *Journal of Applied Ecology*, 14 (1977) 317-322.

[35] R. Bonhomme, Beware of comparing RUE values calculated from PAR vs solar radiation or absorbed vs intercepted radiation, *Field Crops Research*, 68 (2000) 247-252.

ARTICLE 2

Recalibrating a sugarcane crop model using thermal infrared data

In "Proceedings of IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium", Melbourne (Australia), 21-26 July 2013, pp. 2806-2809.

RECALIBRATING A SUGARCANE CROP MODEL USING THERMAL INFRARED DATA

Julien Morel¹, Valentine Lebourgeois², Jean-François Martiné³, Pierre Todoroff⁴, Agnès Bégué⁴, Michel Petit⁵

¹UR SCA, Cirad, 7 chemin de l'Irat, FR-97410 Saint-Pierre, La Réunion

²UMR TETIS, Cirad, 7 chemin de l'Irat, FR-97410 Saint-Pierre, La Réunion

³UR SCA, Cirad, Station de la Bretagne, FR-97400 Saint-Denis, La Réunion

⁴UMR TETIS, Cirad, 500 rue Jean-François Breton, FR-34000 Montpellier, France

⁵IRD, 911 avenue Agropolis, FR-34394 Montpellier Cedex 05, France

ABSTRACT

Coupling remotely sensed data with crop model is known to improve the estimation of crop variables by the model. The recalibration coupling approach tends to reduce the differences between observation and simulation by optimizing the value of one of the model's parameter. In this study, we used this approach with a sugarcane model and Crop Water Stress Index calculated using remotely sensed thermal infrared data in order to optimize the value of the root depth parameter thanks to measured and simulated AET/MET ratio. The effect of the root depth recalibration has also been assessed on the yield estimation, which showed good trends with a significant enhancement of the estimated yield.

Index terms – thermal infrared, recalibration, crop model, sugarcane, yield

Coupling crop models with remote sensing data is a promising approach to overcome this limitation [1-4]. Remote sensing data are known to be linked with the actual value of different crop state variables [5, 6]. These remotely sensed crop state variables can then be used for the adjustment of the model's parameters in order to obtain a simulation in agreement with remotely-sensed observations. Among other coupling approaches, recalibration optimizes the value of one of the model's parameter. In this paper, we assessed the use of an empirical Crop Water Stress Index (CWSI, corresponding to $1 - \text{AET}/\text{MET}$, respectively Actual Evapotranspiration and Maximum Evapotranspiration) [7, 8] derived from remotely sensed thermal infrared data to recalibrate the root depth parameter used in the water balance module of MOSICAS.

1. INTRODUCTION

MOSICAS model simulates the growth of a sugarcane plot in controlled conditions (*i.e.*, with controlled water and optimum nitrogen inputs, and without any impacts of pests and diseases on the crop), based on both a crop growth module and a water-balance module. A major challenge when working in agricultural conditions is the estimation of the model's parameters such as the root depth or the soil available water content that can be depleted from the root zone before moisture stress occurs.

2. MATERIAL AND METHODS

The experiment took place in southern part of Reunion Island from 2007 to 2008. This region is characterized by a tropical climate with mean annual rainfall of 1007 mm year⁻¹. The trial is based on a total of seven sugarcane plots (four in 2007, three in 2008) with contrasted water treatments (rainfed *versus* irrigated treatments). The trial plots were planted with R570 sugarcane cultivar on cambisol.

Using thermal infrared data and ambient meteorological conditions (vapor pressure deficit and air temperature) allows to convert canopy temperature in a water stress index corresponding to 1-AET/MET. This index is restricted to full cover canopy to avoid soil influence, and has to be measured under clear sky conditions.

Daily measurements of thermal infrared and meteorological data were made over a three months period corresponding to full canopy development. Due to cloudy conditions, only twenty-eight values of CWSI were computed empirically as presented in [9] using thermal infrared radiometers (IRR-P infrared radiometer, Apogee instruments Inc.) viewing canopy in a vertical mode. The CWSI values were grouped into six periods of homogeneous climatic conditions. In the end, we kept the averaged value of CWSI.

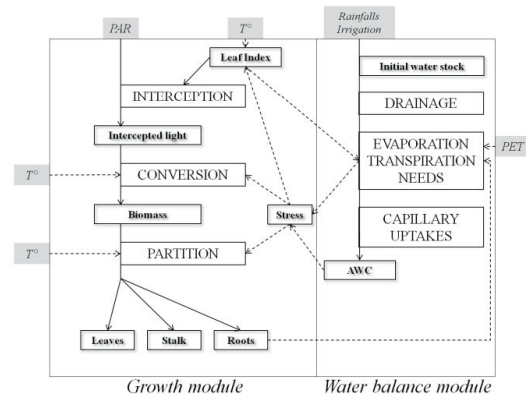


Fig. 1. Simplified schema of the main components of MOSICAS.

MOSICAS [10, 11] is a sugarcane semi empirical dynamic crop growth model. It simulates at a daily time-step the growth of a uniform sugarcane plot as a function of climatic variables (rainfalls, potential evapotranspiration, global radiation and mean temperature) and with specific soil and sugarcane cultivar parameters. It is based on both a water balance and a growth module (Fig. 1). The water balance module is adapted from the water-balance module of the Ceres model [12] to compute a AET and MET ratio. A satisfaction water index is then computed. The growth module uses this water satisfaction index, mean temperature and global radiation to compute the dry matter production that will be allocated to the different organs of the plant.

It has been shown for this study [9] that CWSI and AET/MET showed significant correlation. We used the model's outputs of AET and MET to compare simulated values of AET/MET and measured ones.

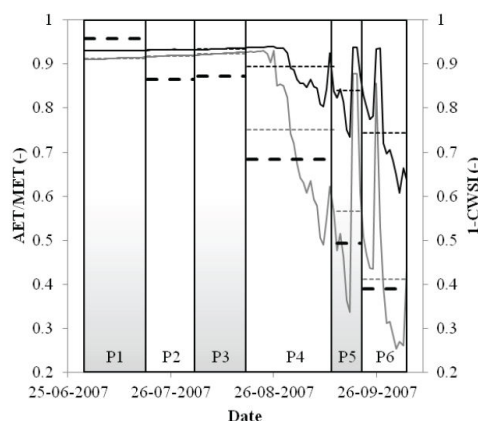


Fig. 2. Comparison of AET/MET for two simulations at different root depths with measured 1-CWSI. The grey and black solid lines represent simulated AET/MET (RD=80 and 160cm respectively). The dashed lines represent the mean value for each period. The bold dashed black line represents the mean values of 1-CWSI measurements for each period.

Since all climatic variables are known in this study, misestimations of the water stress index should come from the estimation of soil's parameters. The total available water is directly linked to the available water capacity (AWC) and the root depth parameter (RD). AWC value has been measured to 72.5mm/m in laboratory. RD estimation is uneasy since there is no method to measure it quickly or cheaply. We used the recalibration approach to find an optimized value of the root depth, where the root mean squared error between measured 1-CWSI and simulated AET/MET is minimized. For each period, simulated AET/MET values were averaged and weighted by the duration of each period (Fig. 2). For each plot and each root depth, the root mean squared error over the six periods was calculated based on the differences between mean AET/MET and mean 1-CWSI. In the end, considering that all our plots belong to the same pedologic unit, we computed the mean of RMSE of each plot for each root depth.

3. RESULTS AND DISCUSSION

For each plot, seventeen simulations were run, with different values of root depths ranging from 30cm to 250cm. Mean values of RMSE were computed for each root depths.

Fig. 3 shows that the optimized value of the root depth parameter, at trial scale, is 80cm. The initial value of the root depth parameter was 160cm.

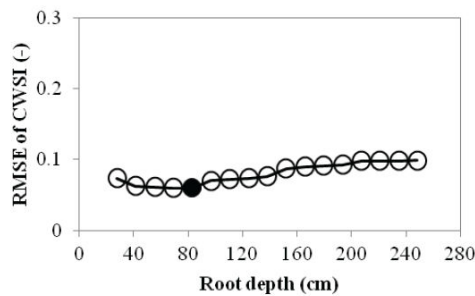


Fig. 3. Root mean squared error between simulated AET/MET and 1-CWSI for all plots. The filled circle shows the root depth value with the minimal RMSE.

We also computed yield estimations. We compared the simulated yield with the observed one for each plot (Fig. 4). All plots show significant increase of the accuracy of the estimated yield, except for plot number 5. This overestimation may be due to phenomena that are not water-balance dependant. Leaf Area Index data analysis should lead to a better understanding of the biomass production of this plot.

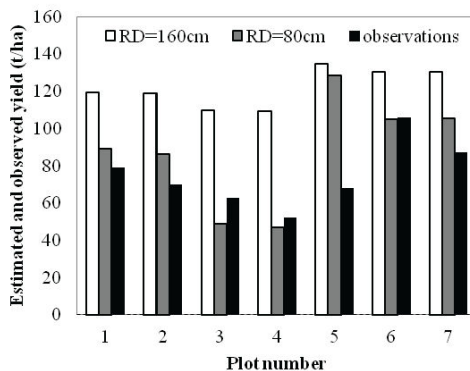


Fig. 4. Comparison of the observed and simulated yields.

Fig. 5 shows the root mean squared error of the estimated yield for the initial value of the root depth (160cm) and the enhanced value (80cm). There is significant increase of the accuracy of the yield estimation by the model.

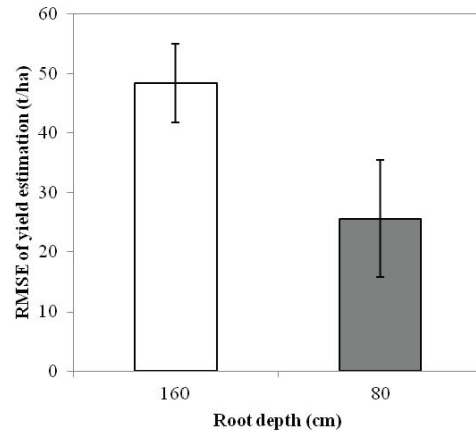


Fig. 5. Comparisons of root mean squared error in the yield estimation for the initial root depth (160cm) and the optimized value (80cm).

4. CONCLUSIONS

Our results showed that the estimation of the water stress index by sugarcane crop model MOSICAS can be significantly improved with the recalibration coupling approach. An enhanced root depth of 80cm has been computed for the pedologic unit of the trial.

This study has also showed that the optimization of the root depth parameter also has a significant influence on the estimated yield, passing from a root mean squared error of 48.5t/ha to 25.5t/ha. However, the current configuration of the model did not allow us to work with optimizing methods (*i.e.*, genetic algorithms, simulated annealing, etc.). One of the next steps would be to change the structure of the model in order to apply an optimization algorithm.

This method should also be tested on larger areas and various types of soils across Reunion Island to provide a database of recommended root depth for yield estimations at the regional scale.

5. REFERENCES

- [1] Dorigo, W.A., et al., "A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2007. **9**(2): p. 165-193.
- [2] de Wit, A.J.W. and C.A. van Diepen, "Crop model data assimilation with the Ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts." *Agricultural and Forest Meteorology*, 2007. **146**(1-2): p. 38-56.
- [3] Wang, Y.-P., et al., "Large-area rice yield forecasting using satellite imageries." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2010. **12**(1): p. 27-35.
- [4] Casa, R., et al., "Forcing a wheat crop model with LAI data to access agronomic variables: Evaluation of the impact of model and LAI uncertainties and comparison with an empirical approach." *European Journal of Agronomy*, 2012. **37**(1): p. 1-10.
- [5] Bégué, A., "Leaf area index, intercepted photosynthetically active radiation, and spectral vegetation indices: A sensitivity analysis for regular-clumped canopies." *Remote Sensing of Environment*, 1993. **46**(1): p. 45-59.
- [6] Zheng, G. and L.M. Moskal, "Retrieving Leaf Area Index (LAI) Using Remote Sensing: Theories, Methods and Sensors." *Sensors*, 2009. **9**(4): p. 2719-2745.
- [7] Idso, S.B., et al., "Normalizing the stress-degree-day parameter for environmental variability." *Agricultural Meteorology*, 1981. **24**(0): p. 45-55.
- [8] Jackson, R.D., et al., "Canopy temperature as a crop water stress indicator." *Water Resources Research*, 1981. **17**(4): p. 1133-1138.
- [9] Lebourgeois, V., et al., "Towards using a thermal infrared index combined with water balance modelling to monitor sugarcane irrigation in a tropical environment." *Agricultural Water Management*, 2010. **97**(1): p. 75-82.
- [10] Martiné, J.-F., "Modélisation de la production potentielle de canne à sucre en zone tropicale, sous conditions hydriques et thermiques contrastées. Applications du modèle." *PhD Thesis*, 2003. p. 132.
- [11] Martiné, J.-F., "Analysis and forecasting of the sucrose content of sugarcane crops during the harvest period in Reunion Island." in *26th Congress of the International Society of Sugar Cane Technologists*. 2007. Durban, South Africa.
- [12] MacKinnon, J.C., ed. "CERES-Maize: A simulation model of maize growth and development." C.A. Jones and J.R. Kiniry (editors). *Computers and Electronics in Agriculture*. Vol. 2. 1987, Texas A&M University Press, College Station, TX. 194.

ARTICLE 3

*Toward a satellite-based system of sugarcane yield estimation and forecasting
in smallholder farming conditions: a case study on Reunion Island*

Soumis le 05/05/2014 à la revue *Remote Sensing*.

Article

Toward a satellite-based system of sugarcane yield estimation and forecasting in smallholder farming conditions: a case study on Reunion Island

Julien Morel^{1,*}, **Pierre Todoroff**¹, **Agnès Bégué**², **Aurore Bury**³, **Jean-François Martiné**⁴ and **Michel Petit**⁵

¹ UPR AIDA, CIRAD, Station de Ligne-Paradis, 7 chemin de l'Irat, FR-97410 Saint-Pierre, La Réunion; E-Mails: julien.morel@cirad.fr (J.M.); pierre.todoroff@cirad.fr (P.T.)

² UMR TETIS, CIRAD, 500 rue Jean-François Breton, FR-34093 Montpellier, France; E-Mail: agnes.begue@cirad.fr (A.B.)

³ Syndicat du Sucre de la Réunion, 40, route Gabriel Macé, 97492 Sainte-Clotilde Cedex, La Réunion; E-Mail: ab@sucre.re (A.B.)

⁴ UPR AIDA, CIRAD, Station de la Bretagne, 40 chemin de Grand Canal, FR-97743 Saint-Denis, La Réunion; E-Mail: jean-francois.martine@cirad.fr (J-F.M)

⁵ IRD, 911 avenue Agropolis, FR-34394 Montpellier Cedex 05, France; E-Mail: michel.petit@ird.fr (M.P.)

* Author to whom correspondence should be addressed; E-Mail: julien.morel@cirad.fr; Tel.: +262-262-499-298; Fax: +262-262-499-295.

Received: / Accepted: / Published:

Abstract: Estimating sugarcane biomass is difficult to achieve when working with highly variable spatial distributions of growing conditions, like on Reunion Island. We used a dataset of in-farm fields with contrasted climatic conditions and farming practices to compare three methods of yield estimation based on remote sensing: (1) an empirical relationship method with a growing season-integrated Normalized Difference Vegetation Index NDVI, (2) the Kumar-Monteith efficiency model, and (3) a forced-coupling method with a sugarcane crop model (MOSICAS) and satellite-derived interception efficiency. These models were compared with the crop model alone and discussed to provide recommendations for a satellite-based system for the estimation of yield at the field scale. Results

showed that the linear empirical model produced the best results (RMSE = 10.4 t ha⁻¹). Because this method is also the simplest to set up and requires less input data, it appears that it is the most suitable for performing operational estimations and forecasts of sugarcane yield at the field scale. The main limitation is the acquisition of a minimum of five satellite images. The upcoming open-access Sentinel-2 Earth observation system should overcome this limitation because it will provide 10-m resolution satellite images with a 5-day frequency.

Keywords: sugarcane; yield estimation; model; remote sensing

1. Introduction

Remote sensing is widely used to estimate the production of biomass of crops and natural vegetation systems in various climatic conditions [1-3], and it provides spatially exhaustive, objective and dynamic information on the vegetative development of a canopy. In addition to biomass estimation, remote sensing indices are used to estimate ecophysiological variables, such as the leaf area index [4] or fraction of intercepted photosynthetically active radiation (PAR) [5,6].

Remote sensing data may be related to the vegetation biomass in several ways: (1) empirical relationships between spectral vegetation indices (VI) and yield or biomass production, (2) radiation use efficiency [7] derived from the seasonal integration of intercepted PAR from spectral vegetation indices, and (3) spectral data coupled with dynamic crop growth models.

On Reunion Island (Indian Ocean), sugarcane (*Saccharum officinarum*) is the primary crop in terms of cultivated area (25 000 ha) and agricultural income. To sustain profitability in this sector, the harvesting and processing of sugarcane must be optimally managed, and accurate estimations of the final biomass are required to reach this objective. The logistics of sugarcane mills (opening dates, inputs, distribution of harvesting machines, etc.) and farmers (daily delivery quotas, labor, etc.) depend on such estimations.

The sugarcane fields on Reunion Island mainly belong to small growers and are characterized by their small size (approximately 0.9 ha) and highly variable climatic conditions, soil types and farming practices. Several methods are currently used to estimate the sugarcane biomass production across the island based on the farmers' reports, ground sampling, and crop model simulations. Forecast results are consolidated 2 weeks prior to the beginning of the harvest campaign and determine the logistics to be implemented. Each method has advantages and drawbacks. The reporting method by farmers is simple to set up, but it provides subjective values of production. The ground sampling method performed in May and June by field officers on 62 reference fields all over the island is time consuming and can be biased by a poor representativeness of the reference fields. Simulations with the MOSICAS model [8] require delicate parameterization, and such methods generally lack an

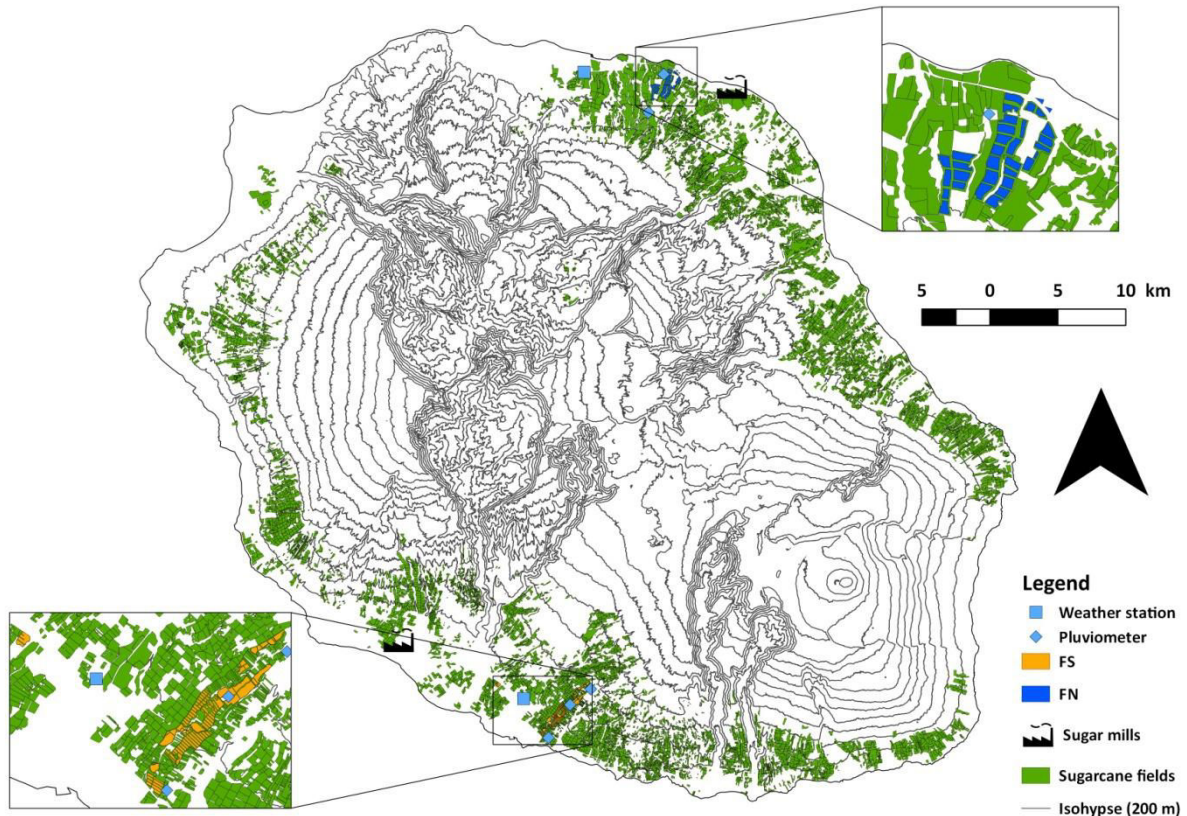
accounting of the diversity of the crop and climatic conditions over the island. This limitation can be overcome by using remote sensing data at high spatial resolution to provide information on the state of development of crops at any location within the territory.

Although numerous studies have described how remote sensing data can be used to estimate a crop's ecophysiological variables, including biomass production (see reviews in [9-11]), to our knowledge, no attempt has been made to directly compare the remote sensing methods on a unique dataset. Therefore, the objective of this work is to compare remote sensing-based methods in the estimation of sugarcane biomass to provide a set of recommendations for a future sugarcane yield monitoring system for the sugarcane industry. We implemented and tested three methods based on the Normalized Difference Vegetation Index that was computed from SPOT-4 and SPOT-5 time series images and compared the methods to a direct estimation method of crop modeling. The ground data set was composed of 63 in-farm fields located in two contrasted sites on the island and spread over three growing seasons (2010, 2011 and 2012).

The models were then compared for their accuracy of estimation and simplicity of implementation (number of required satellite images and amount of required additional input information). Because the optimization of harvest logistics depends on the early assessment of biomass production, we also tested methods for yield forecasting for different dates ranging from mid-May to early July, which corresponds to the beginning of the harvest period.

The results were then discussed to produce recommendations for the construction of an operational method to estimate the biomass production of sugarcane on Reunion Island and other countries whose sugar industry is based on smallholder farms.

Figure 1. Location of the sugarcane fields and sugarcane mills on Reunion Island. The magnified insets show the two study sites (fields and weather and pluviometer stations).



2. Remote sensing to estimate the yield

A limited number of the well-known remote sensing-based techniques used to estimate crop biomass have been applied to sugarcane. We tested three of these methods in increasing complexity.

2.1. Empirical relationships

Over the last thirty years, numerous studies have presented examples of empirical relationships between vegetation index (VI) values and aboveground total dry biomass. These relationships were developed either with point-in-time VI values (generally measured at the green vegetation peak) and vegetation canopy biomass [12] or between VI values integrated over the growing cycle and aboveground biomass at the end of the growing season [13]. For sugarcane, [14] compared the use of several metrics (e.g., integral, maximum, and slope) of the fraction of absorbed PAR derived from the VEGETATION sensor of SPOT-4 to estimate yield at the regional scale in Brazil. [15] proposed temporally weighing the NDVI integration in consideration of the sugarcane cropping calendar in western Kenya. [16] compared the use of maximum NDVI values and integrated NDVI values to estimate yield at the field scale on

Reunion and Guadeloupe islands. These authors also reported that the relationship between yield and the maximum NDVI is exponential, which is a major limitation for future extrapolation or geographic-scale changes, whereas the relationship with the time integral of NDVI is linear.

2.2. Kumar-Monteith model

The Monteith efficiency model [17] simulates the dry matter production of a homogeneous sugarcane crop from daily intercepted PAR and radiation use efficiency of the crop [7]. The Kumar-Monteith model is a simplification of the Monteith model [17] that can be used with remote sensing data, and it is based on the relationship between the PAR intercept efficiency and VIs [10]. For example, [18] and [19] used this model to predict the aboveground biomass of wheat and the yield of corn, respectively. To our knowledge, this method has not yet been applied to the estimation of sugarcane yield.

2.3. Coupling a crop model with remote sensing

Crop models are dynamic models that simulate the growth of a crop at regular time steps (generally daily); such models rely on mechanistic and empirical equations that describe the various ecophysiological processes of the plant's growth and compute the development of the crop based on several input variables, such as climatic data and parameters that include crop and soil characteristics and field management practices. However, crop models have limitations that are primarily caused by the simplification of complex natural phenomena. Moreover, the parameter values used in the model may not be representative of the actual values, and the lack of high spatial resolution input variables (such as climatic variables) may limit the accuracy of the model. Coupling methods that consist of data from remote sensing integrated into crop models provide a solution for crop development monitoring and biomass estimation. They combine actual and exhaustive observations with the mathematical conceptualization of the model. Different coupling methods have been reported [9-11] and can be summarized into recalibration methods and forcing methods. To our knowledge, few attempts have been made to use coupling methods with a sugarcane dedicated model. [20] used a forcing method with the MOSICAS sugarcane model to improve the accuracy of yield estimation.

3. Materials and methods

3.1. Coupling a crop model with remote sensing

3.1.1. The study sites

The ground data set was composed of 63 field observations collected over two study sites and three cropping seasons (2009-2010, 2010-2011, and 2011-2012). The study fields were

situated in two farms located in the northern and southern parts of the island (figure 1) with contrasting climatic conditions and agricultural practices.

The farm located in the northern part of the island (hereafter referred to as FN) had a mean annual rainfall of 2420 mm. The 38 fields used in this study were located at altitudes between 60 m and 200 m, and all were rainfed. With the exception of 3 fields cultivated with the R582 cultivar, all of the fields were planted with the R579 sugarcane cultivar because this cultivar was specifically adapted to the climatic conditions of the area. The mean area of the studied fields was 6.2 ha, and their mean yield was 118 t ha⁻¹.

The farm located in the southern part of the island (hereafter referred to as FS) had a mean annual rainfall of 940 mm. The 25 fields used in this study were located at altitudes between 170 m and 480 m, and 15 fields were located lower than 300 m and irrigated. Five different sugarcane cultivars were used: R570, R577, R579, R582 and R584. The mean area of the studied fields was 13.1 ha, and the mean yield was 94 t ha⁻¹.

Although the yields observed in these well-managed farms were higher than the 76 t ha⁻¹ island average, the farms were selected because (i) the farmers were able to provide agronomic data (cultivar, yield and harvest date) for each field and (ii) both farmers used unique agricultural practices for all of their respective fields, which simplified the error analysis of the methods.

3.1.2. Climatic and agronomic data

The climatic and agronomic data were collected over three growing cycles (2010, 2011 and 2012).

The climatic data were acquired at daily a time step, and the rainfall, potential evapotranspiration, global radiation and mean temperature data were collected at two climatic and five rainfall stations located close to the studied fields (figure 1).

The soil characteristics were extracted from the Reunion soil map [21].

The cropping practices data were obtained from the farmers' databases and included yield and harvest dates for each studied field and irrigation schedules.

3.1.3. Remote sensing data

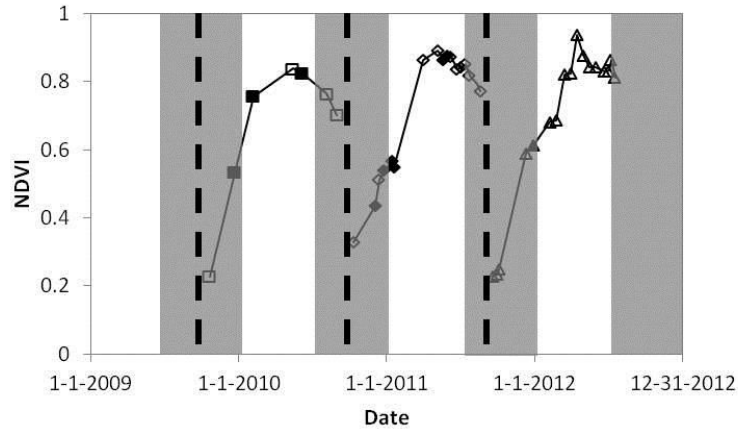
A total of 56 SPOT images (14 SPOT-5 images and 42 SPOT-4 images) covering the entire island were acquired for dates between July 2009 and December 2012 through the KALIDEOS program conducted by the *Centre National d'Études Spatiales* (CNES). The number of available images for each field and for each season ranged between 5 and 20, the median number was 14 images per field and per growing cycle.

The images had a 10 m spatial resolution, included TOC (Top Of Canopy) reflectance and were orthorectified to ensure cross-comparison in time and space [22].

The NDVI was computed for each available satellite image, and a cloud-free median value of the NDVI was calculated for each studied field (see figure 2).

Figure 2. Example of the NDVI time profile of a southern sugarcane field for three consecutive years. Shaded areas represent the harvest period. Bold dashed

black lines represent the harvest dates. Open symbols represent the SPOT-4 images, and solid symbols represent the SPOT-5 images.



3.2. The remote sensing-crop yield models

3.2.1. A prerequisite: the NDVI interpolation model

The remote sensing methods for yield estimation presented in this paper are based on the NDVI temporal profile of each of the 63 studied sugarcane fields.

To compute the NDVI temporal profile, we used an interpolation model based on two continuous logistic functions [23]. The first function (F_1) was used to describe the field's growth phase, whereas the second function (F_2) was used to describe its senescent phase. NDVI dynamic is thus computed as follows:

$$NDVI(t) = F_1(t) - F_2(t) \quad (1)$$

$$F_1(t) = m / (1 + e^{-a(t-t_i)}) \quad (2)$$

$$F_2(t) = m / (1 + e^{-b(t-t_f)}) \quad (3)$$

where t is the thermal age (in degree days) of the crop since the previous harvest, m is the maximum value of the logistic curve, a and b are the slope at the inflexion points of the F_1 and F_2 functions, respectively, and t_i and t_f are the degree day values at those inflexion points. The parameters were determined using an "nls" non-linear regression [24] that minimized the relative standard error. Similar to [25], we used the thermal age of our plots instead of the calendar age to improve the relationship between the NDVI and yield. The thermal age was calculated considering the daily mean temperature and a base temperature of 12 °C [26].

3.2.2. Empirical NDVI model

We computed the cumulated NDVI values by integrals between two successive harvests for each field. A linear regression was then established between the integrated values and observed yield at the latter harvest.

3.2.3. Kumar-Monteith model

The Kumar-Monteith efficiency model [7] is based on the relationship between the dry matter production and the sum of the incident global radiation as follows:

$$DM = RUE \varepsilon_b \sum_{i=\text{date of harvest } n}^{i=\text{date of harvest } (n+1)} \varepsilon_i GR_i \quad (4)$$

where DM is the dry matter production (g m²), RUE is the radiation use efficiency (g MJ⁻¹), ε_b is the climatic efficiency, ε_i is the interception efficiency and GR is the global radiation (MJ m⁻²).

The radiation use efficiency represents the capacity of the plant to convert radiation into dry biomass. We used a radiation use efficiency value of 3.22 g MJ⁻¹ as estimated by [26], and this value was comparable to the value measured by [27]. ε_b corresponds to the ratio of photosynthetically active radiation and global radiation, and we used the generally accepted value of 0.5 for this parameter [26,28,29].

ε_i represents the ability of a vegetation cover to intercept incident radiation and can be derived from satellite data [5,6,30]. Using field measured values of ε_i and the NDVI interpolation model, we computed the following relationship:

$$\varepsilon_i = 1.383 NDVI - 0.333 \quad (5)$$

For mature sugarcane, the water content of the stalks is assumed to vary slightly [31]. Therefore, the cane yield (t ha⁻¹) can be directly computed from the aboveground dry biomass (g m⁻²) by a linear regression. Based on the MOSICAS [26] outputs for dry matter production and final yield, we computed the following relationship:

$$Yield = 0.018 DM + 3.64 \quad (6)$$

Using the previously established NDVI values (see Eq. 1, 2 and 3), the yield can be modeled as follows:

$$Yield = \left[0.0279 \sum_{i=\text{harvest date } n}^{i=\text{harvest date } (n+1)} (1.383 NDVI_i - 0.333) GR_i \right] + 3.64 \quad (7)$$

3.2.4. MOSICAS sugarcane crop model

MOSICAS is a semi-empirical sugarcane crop model [8], and it was used to simulate the daily growth of a uniform first ratoon sugarcane field planted with the cultivar R570 as a function of the climatic inputs and specific soil, cultivar and cropping practice parameters.

This model relies on a water balance module and growth module. The water balance module was adapted from the CERES Maize [32], and it computed a water satisfaction index based on the water inputs and outputs. The growth module was based on a big leaf model [33], and it computed the daily accumulated biomass production (dry and fresh) based on the water satisfaction index, global radiation and temperature and radiation use efficiency. Similar to the Kumar-Monteith model, the interception efficiency ε_i is a major variable in the estimation of the biomass production.

We used the forced-coupling method to input the ε_i values derived from the NDVI into the MOSICAS model. Forcing a model consists of replacing the simulated values of a state variable by observed values. The model then considers the actual state of development of crop development of the studied fields. The daily values of the NDVI were derived from the NDVI temporal profiles computed with equations 2, 3 and 4. The ε_i values were then computed based on equation 5.

Two MOSICAS methods were tested: simulations without forcing (referred to as the MOSICAS-RAW method) and with complete forcing (referred to as the MOSICAS-FORCED method) of MOSICAS.

3.2.5. Sensitivity analysis

The sensitivity of the four methods (empirical NDVI-based, Kumar-Monteith, MOSICAS-RAW and MOSICAS-FORCED) to the (i) number of satellite images used in the yield estimation process and (ii) date of the yield forecast (up to two months before the harvest with a 15-day time step) was tested so that recommendations could be provided for an operational yield forecasting method.

To evaluate the sensitivity of the methods to the number of images, we grouped the study fields into classes according to the number of available satellite images per field and performed an analysis of variance on the absolute error of the yield estimation to determine if the number of satellite images had a significant effect.

To evaluate the sensitivity of the methods to the forecast date, we used equation 5 to compute the yield of each field by comparing the previous harvest date and four calendar dates t_e set to May 15, June 1, June 15, and July 1.

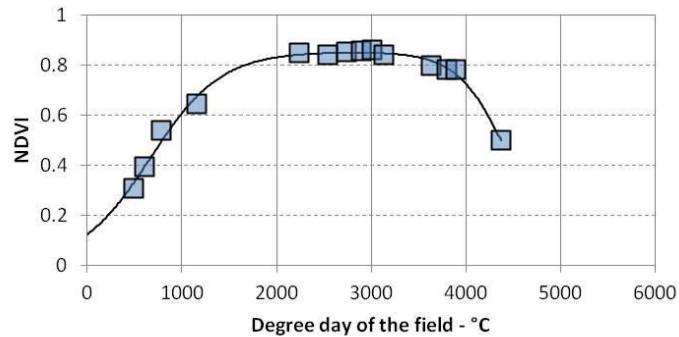
The integrated values of the NDVI, Kumar-Monteith model and MOSICAS simulated yields were computed at date t_e and regressed against the final yields. The four yield forecasts and yield observations at harvest were evaluated and compared using RMSE values. The earlier yield forecasts induced a decreasing number of available satellite images. A linear regression was used instead of the logistic function described in paragraph 3.2.1 whenever there were less than 4 images to describe the NDVI dynamics of the field.

4. Results

4.1. NDVI temporal profile

The evolution of the NDVI as a function of the thermal time and for different periods is illustrated in figure 3.

Figure 3. Measured (symbols) and interpolated (lines) NDVI values in a field.



The adjustments showed positive results, with the RMSE ranging from 0.0006 and 0.065 and mean value at 0.025.

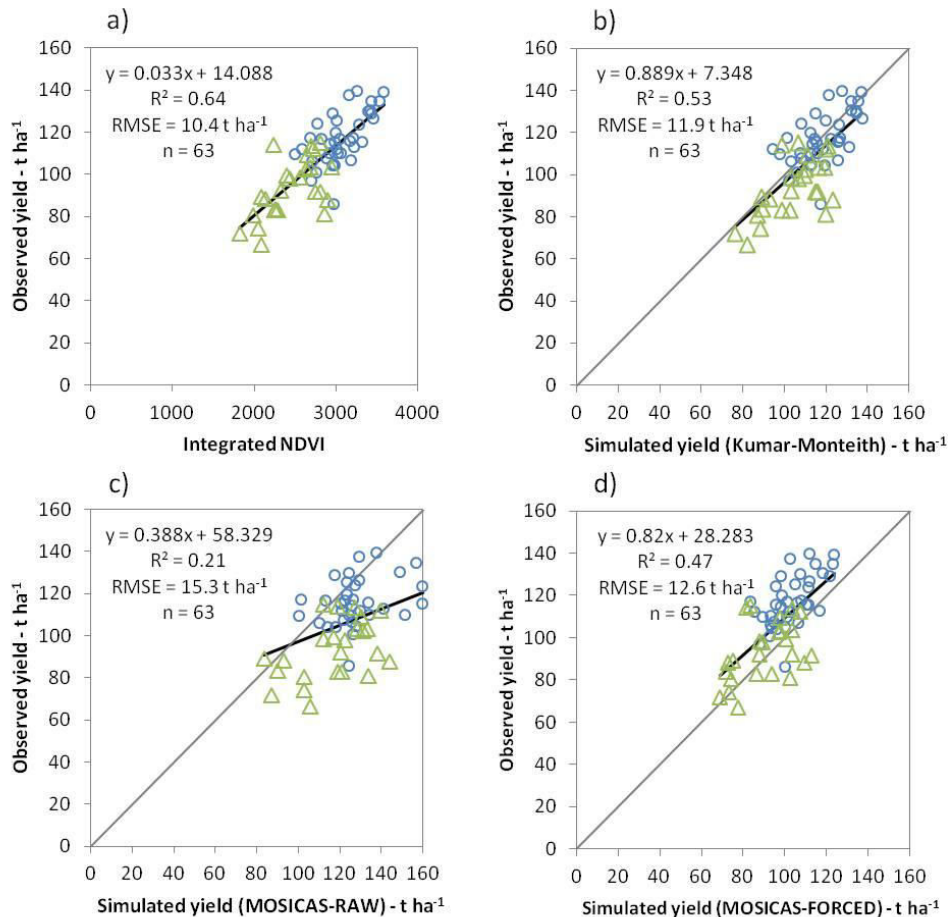
4.2. NDVI temporal profile

We compared the yield estimation accuracy of each method, and linear regression was established between the outputs of the models and observed yield at the field scale (figure 4).

Computations were made using the NDVI values observed for the entire growing cycle.

The best results were obtained with the integrated NDVI empirical model, which had a root mean square error of 10.4 t ha^{-1} , which was followed by the Kumar-Monteith model and the MOSICAS-FORCED method (RMSE of 11.9 t ha^{-1} and 12.6 t ha^{-1} , respectively). The MOSICAS-RAW simulations were the least accurate (RMSE of 15.3 t ha^{-1}). An analysis of variance of the absolute estimation errors showed that the year did not have a significant effect on the linear regressions ($p > 0.14$). However, the location of the study sites (north and south regions) did have an effect on the linear regressions based on the MOSICAS-RAW and MOSICAS-FORCED methods ($p = 0.04$ and 0.002 , respectively).

Figure 4. Comparison of the yield estimation accuracy of the methods: (a) empirical NDVI, (b) Kumar-Monteith model, (c) MOSICAS RAW, and (d) MOSICAS-FORCED. Blue circles represent the fields located in the northern site, green triangles represent the fields located in the southern site.



Finally, the MOSICAS-RAW method tended to overestimate the observed yield, whereas the MOSICAS-FORCED method tended to underestimate the yield, which is shown on figure 4.

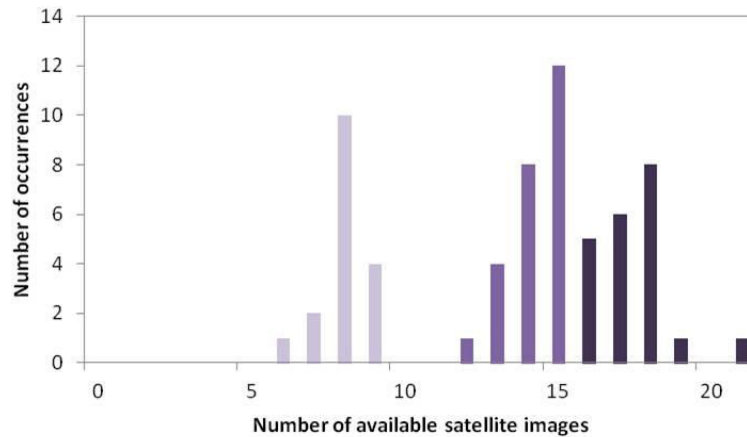
4.3. Sensitivity to the number of satellite images

We tested the influence of the number of satellite images in the methods on the estimated yield accuracy.

We first compared the results of the MOSICAS-RAW simulations with those of the MOSICAS-FORCED simulations to determine if the use of remote sensing data improved the yield estimation. The analysis of variance performed on the absolute estimation errors showed that forcing the model with remote sensing data significantly increased the accuracy ($p < 0.0001$).

The influence of the number of satellite images was then tested for all of the methods. Because we had a different number of available satellite images for each field, we aggregated the fields into 3 classes (figure 5).

Figure 5. Aggregation of the fields according to the number of images.

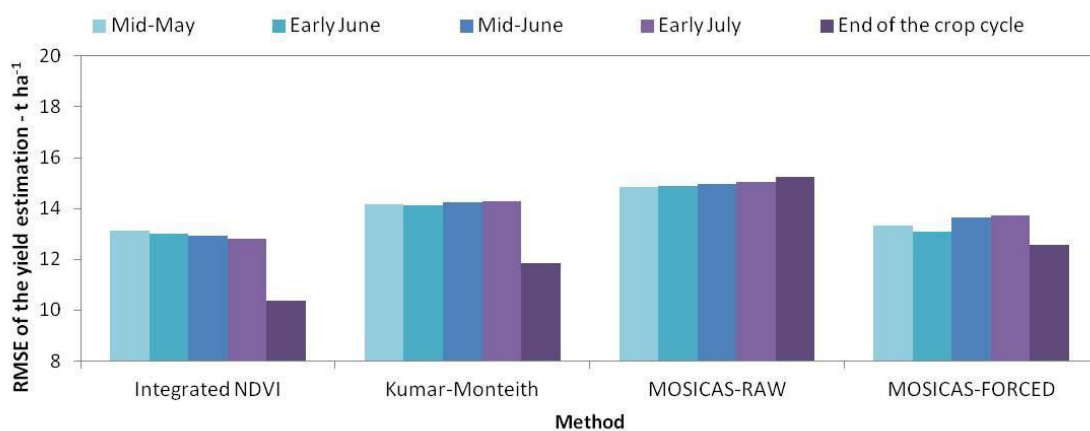


The analysis of variance showed that the number of available satellite images did not have a significant effect on the accuracy of the estimation of the yield (p -value = 0.59, 0.63 and 0.18 for MOSICAS-FORCED, integrated-NDVI based and Kumar-Monteith methods, respectively).

4.4. Early forecasts

As previously stated, early yield forecasts are vitally important for the sugarcane industry. To evaluate the effect of the forecast date on the yield accuracy, we compared the actual yield measured at harvest with the simulated yield obtained from each method at five different dates (figure 6): four forecast dates from mid-May to early July (at the beginning of the harvest) with a two-week time step and the actual harvest date of the field.

Figure 6. Influence of the yield forecast date on the accuracy of the forecasted yield.



For the earliest yield forecasts (mid-May), the RMSE ranged between 13.1 and 14.8 t ha⁻¹. The best results were obtained with the empirical NDVI and MOSICAS-FORCED models.

There was little variation in the accuracy of the forecasted yield for simulation dates between mid-May and early July. The mean RMSE values were 13.0, 14.2, 14.9 and 13.4 t ha⁻¹ for the empirical NDVI, Kumar-Monteith, MOSICAS-RAW and MOSICAS-FORCED methods, respectively.

According to the RMSE, the loss of accuracy between the early yield forecasts and harvest date yield estimations was higher for the integrated NDVI and Kumar-Monteith models than for the MOSICAS methods, and there was almost no influence from the forecast date on the accuracy of the MOSICAS-RAW method.

5. Discussion and recommendations

5.1. General discussion

We tested the ability of three remote sensing-based methods to estimate the yield of sugarcane at the field scale under a wide range of climatic conditions and cropping practices. The accuracy of methods in estimating and providing early forecasts of sugarcane yield were evaluated for two contrasting regions of Reunion Island.

The results showed that the integrated NDVI empirical model provided the best yield estimation with an RMSE of 10.4 t ha⁻¹, whereas the conventionally used MOSICAS-RAW method estimated the yield with an RMSE of 15.3 t ha⁻¹. An analysis of variance showed that the cropping year (3 years in the data set) had no effect on the linear regressions between the simulated and observed yields. However, our dataset did not include the exceptional climatic years (i.e., cyclonic years); therefore, the results should be confirmed by comparing yield estimations for two climatically contrasted cropping years. We showed that the linear regression was significantly different for MOSICAS-RAW and MOSICAS-FORCED simulations depending on the study site. Certain fields located in the southern study site were irrigated, and because we used approximations of the actual volume of irrigated water, we may have introduced errors to the computations that could have resulted in a significant difference between the northern rainfed fields and southern irrigated fields. The comparison of the methods showed that the increased complexity of the processes simulated by the model did not result in an increase of yield estimation accuracy. The use of global radiation with the Kumar-Monteith model reduced the quality of the estimation compared to the integrated NDVI method, and integrating the water input data with the MOSICAS models resulted in a reduced accuracy of the results compared to the Kumar-Monteith's method.

The analysis of variance showed that forcing the model with remote sensing data resulted in a significantly increased accuracy of yield estimation, and it also showed that the number of satellite images used in the model had no influence on this accuracy. This result might be explained by the fact that the minimum number of satellite images of our studied fields was high, with at least 5 available images, which was sufficient to describe the dynamics of NDVI during crop growth.

We previously found that early forecasts of the yield, which are usually at one and a half months before the beginning of the harvest campaign, are required at the field level; however,

the four methods performed poorly and had accuracies ranging between 13.0 and 13.4 t ha⁻¹. There was a significant increase in accuracy, however, for the empirical NDVI model, Kumar-Monteith model and MOSICAS-FORCED method when the simulations were run until the date of harvest. Remote sensing data provide representative information on the vegetative development of the field, and using this information over the complete growth cycle incorporates any phenomena that might affect the crop's growth. However, stresses that affect the crop after the last satellite image has been acquired are not integrated in the computations. Consequently, earlier estimations of the yield include more unquantifiable errors.

5.2. Toward an operational system for Reunion Island

Models that estimate yield must be able to perform an accurate forecast of biomass production at the field scale, and models should also be easy to set up and contain all required input data. The empirical NDVI model appears to be the easiest to set up, and it requires the least amount of input data for processing (see table 1).

Considering the results presented in this paper, the most suitable method for sugarcane yield estimation at the field scale appears to be the empirical NDVI model because it is the simplest model to set up and provides the most accurate yield estimation over a complete cycle of the crop. For early forecasts (before the harvest period), its accuracy is lower, which was expected, but it is still equivalent to the accuracy of crop growth models run without remote sensing data. This method requires five different inputs as stated in table 1. On Reunion Island, these inputs are available or could be available at the island scale. The georeferenced data of the sugarcane fields are updated yearly and available on the Agriculture and Forestry Office website.

Table 1. Comparison of the requirements and accuracy of each model.

Model	Integrated NDVI	Kumar-Monteith	MOSICAS-RAW	MOSICAS-FORCED
Sugarcane GIS	x	x	x	x
Satellite images	≥5	≥5	0	≥5
Harvest dates	x	x	x	x
Daily temperature	x	x	x	x
NDVI-degree day model	x	x		x
Global radiation		x	x	x
Rainfall			x	x
Irrigation			x	x
Number of inputs	5	6	6	8
RMSE, in t ha⁻¹	10.4	11.9	15.3	12.6

The satellite reception station SEAS-OI located on Reunion Island provides a time series of high spatial resolution images acquired with the SPOT-5 satellite. Those images can be

used as inputs for the model. As previously stated, a minimum of 5 satellites images per field should be used to estimate the yield of sugarcane fields. A number of radiometric corrections must be applied before image processing, and to be comparable, those images must be converted for the top of canopy reflectance or at least be intercalibrated, such as in [34] and [35]. Although several methods have been developed to automatically remove clouds from satellite images [36], there are always residual clouds and shadows that should be manually removed.

In addition, harvest dates are required to compute the thermal age of the fields; these data cannot be systematically acquired at the field scale because of the number of smallholders with various harvest dates, but an approximation can be achieved by using the time series of remote sensing data. These data must be available before the beginning of the simulations, or prior to May 15 on Reunion Island. However, the accuracy is strongly influenced by delays between the satellite image acquired prior to the harvest and the image acquired after the harvest. [37] used a fuzzy logic-based process to estimate the harvest date of a sugarcane field based on a SPOT-5 image time series. This method can be used in the operational system to automatically estimate the harvest date of each field. [38] also investigated the use of microwave images from Terra SAR-X images to monitor the harvest of sugarcane fields.

Daily temperatures are acquired by automatic weather stations in Reunion Island. [39] proposed a spatial interpolation method to estimate the temperature and global radiation at any point on Reunion Island based on the weather stations' measured values. However, there is a high spatial variation of rainfall on Reunion Island, which limits the accuracy of the water inputs from fields that are not located close to a weather station.

6. Conclusion

We compared three methods of estimation of the sugarcane yield based on remote sensing: (1) an empirical relationship with a growing season-integrated Normalized Difference Vegetation Index NDVI, (2) the Kumar-Monteith efficiency model, and (3) a forced-coupling method with the sugarcane model MOSICAS and satellite-derived interception efficiency.

Our results showed that the method based on the empirical relationship model gave the best results when considering accuracy of estimation and forecasting of the yield. As this method is also the easiest to set up, we recommend its use for the estimation of the yield of sugarcane fields.

The method based on the empirical NDVI model should be implemented and tested at the island scale. Additional ground data are required for further method evaluation in environmental and cropping conditions that were not tested in this study. This approach should take advantage of the upcoming open access Sentinel-2 Earth observation system that will provide 10-m resolution satellite images on a 10-day (then 5-day) frequency. This method should also be tested on other sugarcane-cropping territories near the Indian Ocean, such as Mauritius Island or Kenya.

Acknowledgments

The authors are grateful to the CNES (*Centre National d'Études Spatiales*) for the access to the ISLE-REUNION KALIDEOS data base. The authors also acknowledge the financial support of the European Agricultural Fund for Rural Development and the Regional Council of Reunion Island.

References and Notes

1. Lobell, D.B.; Asner, G.P.; Ortiz-Monasterio, J.I.; Benning, T.L., Remote sensing of regional crop production in the yaqui valley, mexico: Estimates and uncertainties. *Agriculture, Ecosystems & Environment* **2003**, *94*, 205-220.
2. Santin-Janin, H.; Garel, M.; Chapuis, J.L.; Pontier, D., Assessing the performance of ndvi as a proxy for plant biomass using non-linear models: A case study on the kerguelen archipelago. *Polar Biol* **2009**, *32*, 861-871.
3. le Maire, G.; Marsden, C.; Nouvellon, Y.; Grinand, C.; Hakamada, R.; Stape, J.-L.; Laclau, J.-P., Modis ndvi time-series allow the monitoring of eucalyptus plantation biomass. *Remote Sensing of Environment* **2011**, *115*, 2613-2625.
4. Houborg, R.; Soegaard, H.; Boegh, E., Combining vegetation index and model inversion methods for the extraction of key vegetation biophysical parameters using terra and aqua modis reflectance data. *Remote Sensing of Environment* **2007**, *106*, 39-58.
5. Bartlett, D.S.; Whiting, G.J.; Hartman, J.M., Use of vegetation indices to estimate indices to estimate intercepted solar radiation and net carbon dioxide exchange of a grass canopy. *Remote Sensing of Environment* **1989**, *30*, 115-128.
6. Bégué, A., Leaf area index, intercepted photosynthetically active radiation, and spectral vegetation indices: A sensitivity analysis for regular-clumped canopies. *Remote Sensing of Environment* **1993**, *46*, 45-59.
7. Kumar, M.; Monteith, J.L., *Remote sensing of crop growth*. Academic Press: Leicester, 1981; p 508.
8. Martiné, J.-F. In *Analysis and forecasting of the sucrose content of sugarcane crops during the harvest period in reunion island*, 26th Congress of the International Society of Sugar Cane Technologists, Durban, South Africa, 2007; Durban, South Africa, pp 607-612.
9. Atzberger, C., Advances in remote sensing of agriculture: Context description, existing operational monitoring systems and major information needs. *Remote Sensing* **2013**, *5*, 949-981.
10. Delécolle, R.; Maas, S.J.; Guérif, M.; Baret, F., Remote sensing and crop production models: Present trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **1992**, *47*, 145-161.
11. Dorigo, W.A.; Zurita-Milla, R.; de Wit, A.J.W.; Brazile, J.; Singh, R.; Schaepman, M.E., A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **2007**, *9*, 165-193.

12. Bolton, D.K.; Friedl, M.A., Forecasting crop yield using remotely sensed vegetation indices and crop phenology metrics. *Agricultural and Forest Meteorology* **2013**, *173*, 74-84.
13. Tucker, C.J.; Vanpraet, C.L.; Sharman, M.J.; Van Ittersum, G., Satellite remote sensing of total herbaceous biomass production in the senegalese sahel: 1980–1984. *Remote Sensing of Environment* **1985**, *17*, 233-249.
14. Duveiller, G.; López-Lozano, R.; Baruth, B., Enhanced processing of 1-km spatial resolution fapar time series for sugarcane yield forecasting and monitoring. *Remote Sensing* **2013**, *5*, 1091-1116.
15. Mulianga, B.; Bégué, A.; Simoes, M.; Todoroff, P., Forecasting regional sugarcane yield based on time integral and spatial aggregation of modis ndvi. *Remote Sensing* **2013**, *5*, 2184-2199.
16. Bégué, A.; Lebourgeois, V.; Bappel, E.; Todoroff, P.; Pellegrino, A.; Baillarin, F.; Siegmund, B., Spatio-temporal variability of sugarcane fields and recommendations for yield forecast using ndvi. *International Journal of Remote Sensing* **2010**, *31*, 5391-5407.
17. Monteith, J.L., Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. *The Journal of Applied Ecology* **1972**, *9*, 744-766.
18. Asrar, G.; Kanemasu, E.T.; Jackson, R.D.; Pinter Jr, P.J., Estimation of total above-ground phytomass production using remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* **1985**, *17*, 211-220.
19. Liu, J.; Pattey, E.; Miller, J.R.; McNairn, H.; Smith, A.; Hu, B., Estimating crop stresses, aboveground dry biomass and yield of corn using multi-temporal optical data combined with a radiation use efficiency model. *Remote Sensing of Environment* **2010**, *114*, 1167-1177.
20. Morel, J.; Martine, J.F.; Begue, A.; Todoroff, P.; Petit, M., A comparison of two coupling methods for improving a sugarcane model yield estimation with a ndvi-derived variable. In *Remote sensing for agriculture, ecosystems, and hydrology xiv*, Neale, C.M.U.; Maltese, A., Eds. Spie-Int Soc Optical Engineering: Bellingham, 2012; Vol. 8531.
21. Raunet, M., Le milieu physique et les sols de l'île de la réunion. Conséquences pour la mise en valeur agricole. CIRAD: Montpellier, 1991; p 438 p.
22. De Boissezon, H.; Rabaute, T.; Marzocchi-Polizzi, S.; Froidefond, J.M.; Dehouck, A.; Pennober, G.; Lafon, V. In *The kalideos databases, reference remote sensing data repositories for coastal applications - content and examples of applications.*, OCOSS, Brest, France, June 21-24, 2010; Brest, France, p 6.
23. Clevers, J.G.P.W.; Wonder, O.W.; Jongschaap, R.E.E.; Desprats, J.F.; King, C.; Prévot, L.; Bruguier, N., Using spot data for calibrating a wheat growth model under mediterranean conditions. *Agronomie* **2002**, *22*, 687-694.
24. R Development Core Team *R: A language and environment for statistical computing*, R Foundation for Statistical Computing: Vienna, Austria, 2010.

25. Lofton, J.; Tubana, B.S.; Kanke, Y.; Teboh, J.; Viator, H.; Dalen, M., Estimating sugarcane yield potential using an in-season determination of normalized difference vegetative index. *Sensors* **2012**, *12*, 7529-7547.
26. Martiné, J.-F. Modélisation de la production potentielle de la canne à sucre en zone tropicale, sous conditions thermiques et hydriques contrastées. Applications du modèle. Institut National Agronomique Paris-Grignon, France, 2003.
27. Robertson, M.J.; Wood, A.W.; Muchow, R.C., Growth of sugarcane under high input conditions in tropical australia. I. Radiation use, biomass accumulation and partitioning. *Field Crops Research* **1996**, *48*, 11-25.
28. Papaioannou, G.; Papanikolaou, N.; Retalis, D., Relationships of photosynthetically active radiation and shortwave irradiance. *Theor Appl Climatol* **1993**, *48*, 23-27.
29. Stanhill, G.; Fuchs, M., The relative flux density of photosynthetically active radiation. *Journal of Applied Ecology* **1977**, *14*, 317-322.
30. Christensen, S.; Goudriaan, J., Deriving light interception and biomass from spectral reflectance ratio. *Remote Sensing of Environment* **1993**, *43*, 87-95.
31. Lingle, S.E., Sugarcane. In *Crop yield, physiology and processes*, Smith, D.L., Hamel, C., Ed. Springer-Verlag: Berlin, 1999.
32. Gabrielle, B.; Menasseri, S.; Houot, S., Analysis and field evaluation of the CERES models water balance component. *Soil Sci. Soc. Am. J.* **1995**, *59*, 1403-1412.
33. Sellers, P.J.; Dickinson, R.E.; Randall, D.A.; Betts, A.K.; Hall, F.G.; Berry, J.A.; Collatz, G.J.; Denning, A.S.; Mooney, H.A.; Nobre, C.A., *et al.*, Modeling the exchanges of energy, water, and carbon between continents and the atmosphere. *Science* **1997**, *275*, 502-509.
34. Bappel, E. Apport de la télédétection aérospatiale pour l'aide à la gestion de la sole cannière réunionnaise. La Réunion, Saint-Denis, 2005.
35. El Hajj, M.; Begue, A.; Lafrance, B.; Hagolle, O.; Dedieu, G.; Rumeau, M., Relative radiometric normalization and atmospheric correction of a spot 5 time series. *Sensors* **2008**, *8*, 2774-2791.
36. Champion, N. In *Automatic cloud detection from multi-temporal satellite images: Towards the use of pléiades time series*, XXII Congress of the International Society for Photogrammetry, Remote Sensing Melbourne, Australia, 25/08 - 01/09/2012, 2012; Melbourne, Australia, p 6.
37. El Hajj, M.; Bégué, A.; Guillaume, S.; Martiné, J.-F., Integrating spot-5 time series, crop growth modeling and expert knowledge for monitoring agricultural practices — the case of sugarcane harvest on reunion island. *Remote Sensing of Environment* **2009**, *113*, 2052-2061.
38. Baghdadi, N.; Cresson, R.; Todoroff, P.; Moinet, S., Multitemporal observations of sugarcane by terrasars-x images. *Sensors* **2010**, *10*, 8899-8919.
39. Chopart, J.-L.; Mézino, M.; Le Mezo, L. In *Relations entre l'altitude et la température mensuelle de l'air dans l'ouest de la réunion*, Congrès de la Société de technologie

agricole et sucrière de Maurice, Réduit, Mauritius, September 27 - October 1, 2002;
Réduit, Mauritius, pp 68-72.

© 2014 by the authors; licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution license (<http://creativecommons.org/licenses/by/3.0/>).

Annexes

Annexe 1 – page 131

Récapitulatif des variables, paramètres et équations de MOSICAS

Annexe 2 – page 136

Images satellites disponibles sur la période d'étude

Annexe 3 – page 140

Profils NDVI des parcelles utilisées dans l'étude

Annexe 4 – page 143

Caractéristiques des variétés R570, R579 et R585

Annexe 1 – Récapitulatif des variables, paramètres et équations de MOSICAS

Nom	UNITE	DEFINITION
asw	mm	Stock réel d'eau disponible sur le profil racinaire (stock utile)
Awc	mm	Capacité maximale d'eau disponible sur le profil racinaire appelée réserve utile ou ru
Deblai	degré.jour	Levée ou début de l'apparition du lai
<i>Deblaisent</i>	sans	Début de sénescence des limbes par ombrage et température ; il correspond à un seuil d'indice foliaire.
Debmsa	$g\ m^{-2}$	Début d'allocation totale ($kmsa=1$) de la matière sèche non racinaire ($dmst-dmsrac$) à la matière sèche aérienne ($dmsa$)
Debmstu	$g\ m^{-2}$	Début d'allocation de la matière sèche aérienne ($dmsa$) à la matière sèche de tige usinable ($dmstu$)
Dep(i)	cm	Profondeur du milieu de la couche de sol i
dj	degré.jour	Nombre de degrés.jour
dlai	sans	Accumulation journalière de surface de limbe
Dlayr(i)	cm	Epaisseur de la couche de sol i
Dmsa	$g\ m^{-2}\ j^{-1}$	Accroissement journalier de la matière sèche aérienne
Dmsl	$g\ m^{-2}\ j^{-1}$	Accroissement journalier de la matière sèche de limbes
dmsrac	$g\ m^{-2}\ j^{-1}$	Accroissement journalier de la matière sèche racinaire
dmst	$g\ m^{-2}\ j^{-1}$	Accroissement journalier de la matière sèche totale
dmstst	$g\ m^{-2}\ j^{-1}$	Accroissement journalier de la matière sèche de structures de tige usinable
dmstu	$g\ m^{-2}\ j^{-1}$	Accroissement journalier de la matière sèche de tige usinable
dstwat	$g\ m^{-2}\ j^{-1}$	Accroissement journalier de la masse d'eau des tiges
dsucre	$g\ m^{-2}\ j^{-1}$	Accroissement journalier en saccharose
dul(i)	sans	humidité volumique (fraction) à la capacité au champ de la couche de sol i
dulr	mm	Stock d'eau à la capacité au champ sur le profil racinaire
e0	mm	EvapoTranspiration maximale (Pennman-Monteith) appelée etp
ei	sans (0-1)	Efficience d'interception
ep	mm	Transpiration réelle de la plante appelée etr
ep1	mm	Demande climatique maximale pour la transpiration appelée etm plante
humtig	%	Humidité de la canne usinable
irr	mm	Dose d'irrigation appliquée
ke	sans	Coefficient d'extinction
<i>klaidj</i>	$.(degré.jour)^{-1}$	Taux d'accroissement potentiel de surface de limbe
<i>klaisent</i>	$(degré.jour)^{-1}$	Taux de sénescence de surface de limbe due à l'ombrage et à la température
<i>klaisenw</i>	Sans	Taux de sénescence de surface de limbe due au stress hydrique
kmsa	Sans	Taux d'allocation de la matière sèche non racinaire à la matière sèche aérienne
kmsadeb	Sans	Taux initial d'allocation de la matière sèche non racinaire à la matière sèche aérienne
kmsl	Sans	Taux d'allocation de la matière sèche aérienne $dmsa$ à la matière sèche de limbes $dmsl$
<i>kmsl1</i>	Sans	Paramètre de la formule de calcul de $kmsl$
<i>kmsl2</i>	Sans	Paramètre de la formule de calcul de $kmsl$
<i>kmsl3</i>	g^{-1}	Paramètre de la formule de calcul de $kmsl$

kmstu	Sans	Taux d'allocation de la matière sèche aérienne à la matière sèche de tige usinable
kmstu1	Sans	Paramètre de la formule de calcul de kmstu. Taux d'allocation maximal
kmstu2	Sans	Paramètre de la formule de calcul de kmstu
krac	sans (0-1)	Coefficient d'allocation de la matière sèche totale (dmst) à la matière sèche racinaire (dmsrac)
krdw1	Sans	Paramètre de la formule de calcul de dstwat (effet tige)
krdw2	Sans	Paramètre de la formule de calcul de dstwat (effet sucre)
ksla1	cm ² g ⁻¹	Paramètre de la formule de calcul de slat
ksla2	cm ² g ⁻¹	Paramètre de la formule de calcul de slat
ksla3	g ⁻¹	Paramètre de la formule de calcul de slat
ktconv	°C ⁻²	Paramètre de la formule de Kiniry relative au calcul du coefficient de stress température ktemp
ktemp	Sans	Coefficient de stress température sur la conversion (formule de Kiniry)
ktstru	Sans	Coefficient d'allocation réel de la matière sèche de tige usinable (dmstu) à ses structures (dmstst)
ktstrua	Sans	Coefficient d'allocation théorique de la matière sèche de tige usinable (dmstu) à ses structures (dmstst).
ktstrua1	Sans	Paramètre de la formule de calcul de kstrua
ktstrua2	Sans	Paramètre de la formule de calcul de kstrua
ktstrut	Sans	Coefficient de correction de ktstrua (effet de la température)
ktstrut1	°C ⁻¹	Paramètre de la formule de calcul de kstrut
ktstruw	Sans	Coefficient de correction de ktstrua (effet du stress hydrique)
lai	sans	Indice foliaire (m ² de limbes par m ² de sol)
ll(i)	sans	humidité volumique (fraction) au point de flétrissement de la couche de sol i
llr	mm	Stock d'eau au point de flétrissement sur le profil racinaire
msa	g m ⁻²	Matière sèche aérienne
msl	g m ⁻²	Matière sèche de limbes totaux
mslp	g m ⁻²	Matière sèche de limbes totaux du jour précédent
msrac	g m ⁻²	Matière sèche racinaire
mst	g m ⁻²	Matière sèche totale
mstst	g m ⁻²	Matière sèche de structures de tiges usinables
mstu	g m ⁻²	Matière sèche de tige usinable (structures + sucre)
nlay	sans	Nombre de couches de sol
par	MJ m ⁻²	Rayonnement journalier incident utile à la photosynthèse
pari	MJ m ⁻²	Rayonnement journalier intercepté utile à la photosynthèse
profutile	cm	Profondeur du front racinaire
psicr	bars	Potentiel foliaire critique
rdcan	T ha ⁻¹	Rendement canne (matière fraîche de tige usinable)
rg	MJm ⁻²	Rayonnement journalier global incident
richcan	%	Richesse ou concentration en saccharose dans la matière fraîche de canne usinable
rlv(i)	cm cm ⁻³	densité racinaire dans la couche de sol i
rr	mm	Pluie journalière
ruemax	g MJ ⁻¹	Efficienc maximale de conversion
sat(i)	sans	humidité volumique (fraction) à saturation de la couche de sol i
sdj	degré.jour	Cumul des degrés.jour depuis plantation ou coupe précédente (temps thermique)
sh	sans	Coefficient de satisfaction hydrique donné par l'équation de Slabbers (Slabbers, 1982; Brisson et al, 1992)
sla	cm ² g ⁻¹	Surface massique des limbes verts d'un couvert
slai	sans	Sénescence journalière de limbe
slait	sans	Sénescence journalière de limbe due à l'ombrage et à la température
slaiw	sans	Sénescence journalière de limbe due au stress hydrique

slaj	$m^2 g^{-1}$	Surface massique des limbes produits quotidiennement
slat	$m^2 g^{-1}$	Surface massique de l'ensemble des limbes d'un couvert
slatp	$m^2 g^{-1}$	Surface massique de l'ensemble des limbes d'un couvert au jour précédent
sucré	$g m^{-2}$	Saccharose produit
sw(i)	sans	Humidité volumique (fraction) de la couche de sol i
swdef	sans (0-1)	Taux de satisfaction hydrique du sol (stock utile/ réserve utile) sur le profil racinaire
swdf1	sans (0-1)	Coefficient de stress hydrique relatif à l'accumulation de biomasse (photosynthèse, conversion)
swdf2	sans (0-1)	Coefficient de stress hydrique relatif à la croissance linéaire ou surfacique (lai, élongation, structures)
swr	mm	Stock d'eau sur le profil racinaire
tbase	°C	Température seuil d'apparition des feuilles.
tconvopt	°C	Température optimale de conversion relative au calcul du coefficient de stress thermique ktemp
tdiu	°C	Température moyenne diurne journalière de l'air ($0,25*tempmn+0,75*tempmx$)
tempmn	°C	Température minimale journalière de l'air
tempmx	°C	Température maximale journalière de l'air
tempstru	°C	Seuil de température relatif à l'allocation de matière sèche de tige usinable aux structures de la tige. Paramètre de la formule de calcul de ktstrut
tmo	°C	Température moyenne journalière de l'air $(tempmn+tempmx)/2$
watstm	$g m^{-2}$	Masse d'eau contenue dans la tige usinable

PROCESSUS	ÉQUATIONS
INITIALISATION	Initialisation des variables d'état en début de simulation et des variables de flux chaque jour. Système racinaire (repousse) (1) $Rlv(i)=384649.* (1/(dep(i)/2+30))^{(3.416)}$
BILAN HYDRIQUE	
Calcul des flux de drainage	Calcul des flux de drainage Calcul des pertes par évaporation du sol Calcul des pertes par transpiration Calcul des remontées capillaires Calcul du taux de satisfaction en eau sur la zone racinaire : (2) $swdef=asw/awc=(swr-llr)/(dulr-llr)$
CROISSANCE	
Calcul des coefficients de stress hydrique swdf1 et swdf2	(3) $Sh=0.94-0.26*psicr/ep1$ (4) Si $(swdef < 1.5*sh)$ alors $swdf2=swdef/(1.5*sh)$ sinon $swdf2=1$ (5) Si $(swdef < sh)$ alors $swdf1=swdef/sh$ sinon $swdf1=1$
Phénologie	Calcul du temps thermique sdj. $tmo=(tempmn+tempmx)/2$ (6) $dj = tmo - tbase$ avec $dj=0$ si $dj < 0$ alors $sdj = sdj + dj$
Calcul de l'indice foliaire	<u>Accroissement de surface foliaire</u> : dlai (7) Si $sdj > deblai$ alors $dlai=klaidj*dj*swdf2$ sinon $dlai=0$ (8) Si $dlai > dmsl*slaj$ alors $dlai=dmsl*slaj$ <u>Sénescence de la surface foliaire</u> : slai (Si $lai > 0$) (9) Si $lai > deblaisent$ alors $slait=klaisent*dj*(lai-deblaisent)$ (10) $slaiw=klaisenw*(1-swdf2)*lai$; $slai=maximum(slait,slaiw)$ (11) <u>Bilan final</u> : $lai = lai + dlai - slai$
Interception	(12) $par=0.5*rg$ (13) $e_i = 1 - \exp(-ke*lai)$ (14) $pari=par*e_i$
Conversion	Calcul du stress dû à la température : ktemp (15) $tdu=0.25*tempmn+0.75*tempmx$ (16) $ktemp=1-ktconv*(tdu-tconvopt)^2$ Calcul de l'accroissement de biomasse totale : dmst (17) $dmst=ruemax*pari*swdf1*ktemp$; $mst=mst+dmst$
Partition de la biomasse totale dmst entre parties racinaires dmsrac et aériennes dmsa	Calcul des biomasses aérienne msa et racinaire msrc $debmsa=350$; $kmsadeb=0.6$; $krac=0.1$ (18) $dmsrac=krac*dmst$; $msrc=msrc+dmsrac$ (19) $kmsa=kmsadeb+(1-kmsadeb)*(mst-msrc)/debmsa$ et $kmsa < 1$ (20) $dmsa=kmsa*(dmst-dmsrac)$; $msa = msa+dmsa$

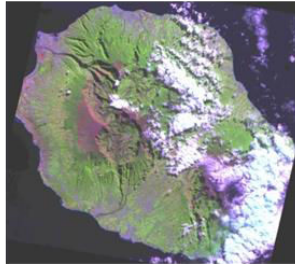
PROCESSUS	ÉQUATIONS
Partition de la biomasse aérienne dmsa vers les limbes dmsl	Mslp=msl ; slatp=slat (21) $kmsl = kmsl1 + kmsl2 * \exp(-kmsl3 * msa)$ (22) $dmsl = kmsl * dmsa$; $msl = msl + dmsl$ (23) $slat = ksla1 + ksla2 * \exp(-ksla3 * msl)$ (24) $slaj = (msl * slat - mslp * slatp) / dmsl$
Partition de la biomasse aérienne dmsa vers les tiges usinables dmstu	(25) Si $msa < debmstu$ alors $kmstu = 0$ sinon $kmstu = kmstu1 * (1 - \exp(-kmstu2 * (msa - debmstu)))$ (26) $dmstu = kmstu * dmsa$ $mstu = mstu + dmstu$
Partition de biomasse de tiges usinables dmstu entre structures dmstst et saccharose dsucre	Allocation aux structures de la tige usable : dmstst (27) $ktstrua = 1 - ktstrua1 * (1 - \exp(-ktstrua2 * mstu))$ (28) Si $tmo < tempstru$ alors $ktstrut = 1$ sinon $ktstrut = 1 + ktstrut1 * (tmo - tempstru)$ (29) $ktstruw = (1 - (swdf1 - swdf2))$ (30) $ktstru = ktstrua * ktstrut * ktstruw$ $dmstst = ktstru * dmstu$ et $dmstst < dmstu$ (31) $mstst = mstst + dmstst$ Allocation au sucre (bilan) : dsucre (32) $dsucre = dmstu - dmstst$; $sucre = sucre + dsucre$
Etat hydrique des tiges usinables : masse d'eau watstm contenue dans les tiges Calcul du rendement (rdcan) et de la richesse (richcan)	(33) $dstwat = krdw1 * dmstu - krdw2 * dsucre$ (34) $watstm = watstm + dstwat$ (35) $rdcan = (watstm + mstu) / 100$ (36) $richcan = sucre / rdcan$

Annexe 2 – Images satellites disponibles sur la période d'étude

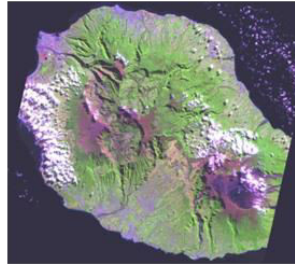
24/07/2009
SPOT5



10/08/2009
SPOT4



15/08/2009
SPOT4



21/09/2009
SPOT4



21/10/2009
SPOT4



22/12/2009
SPOT5



06/02/2010
SPOT5



15/05/2010
SPOT4



06/06/2010
SPOT5



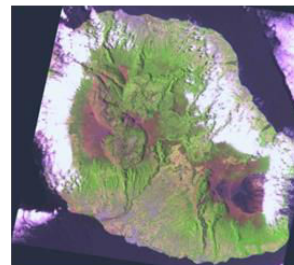
06/08/2010
SPOT4



01/09/2010
SPOT4



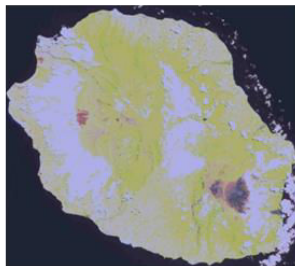
12/10/2010
SPOT4



14/10/2010
SPOT5



31/11/2010
SPOT4



05/12/2010
SPOT5



14/12/2010
SPOT4



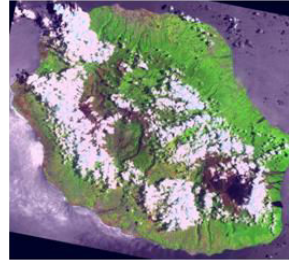
26/12/2010
SPOT5



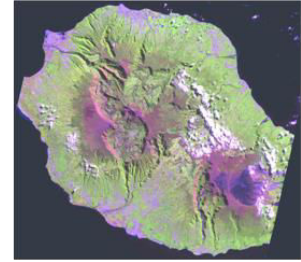
15/01/2011
SPOT5



20/01/2011
SPOT5



02/04/2011
SPOT4



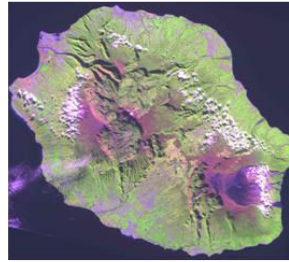
23/04/2011
SPOT4



08/05/2011
SPOT4



21/05/2011
SPOT5



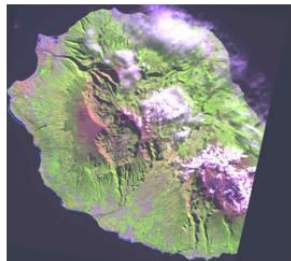
30/05/2011
SPOT5



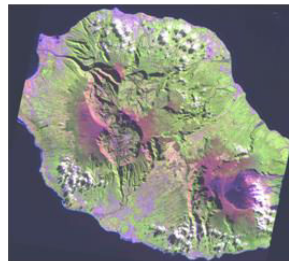
09/06/2011
SPOT4



24/06/2011
SPOT4



04/07/2011
SPOT4



14/07/2011
SPOT4



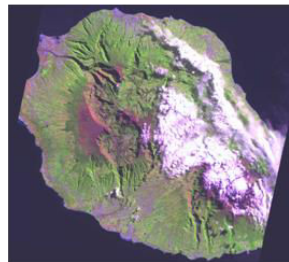
25/07/2011
SPOT4



11/08/2011
SPOT5



20/08/2011
SPOT4



20/09/2011
SPOT4



30/09/2011
SPOT4



06/10/2011
SPOT4



06/11/2011
SPOT4



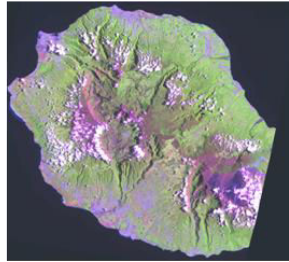
12/12/2011
SPOT4



30/12/2011
SPOT5



08/02/2012
SPOT4



24/02/2012
SPOT4



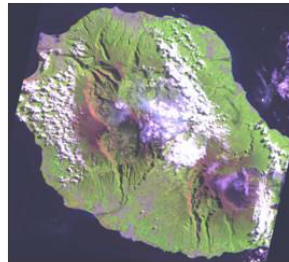
07/03/2012
SPOT5



15/03/2012
SPOT4



31/03/2012
SPOT4



15/04/2012
SPOT4



01/05/2012
SPOT4



16/05/2012
SPOT4



01/06/2012
SPOT4



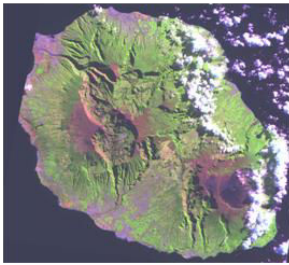
22/06/2012
SPOT4



02/07/2012
SPOT4



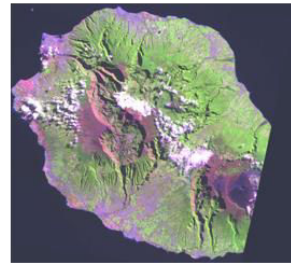
07/07/2012
SPOT4



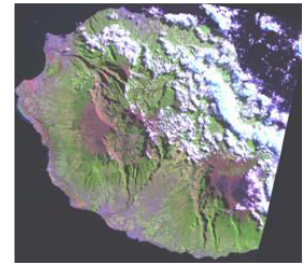
18/07/2012
SPOT4



13/08/2012
SPOT4



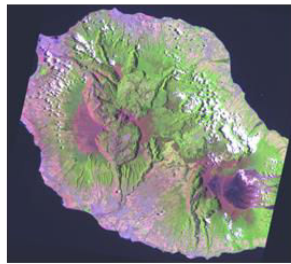
03/09/2012
SPOT4



15/10/2012
SPOT4



30/10/2012
SPOT4



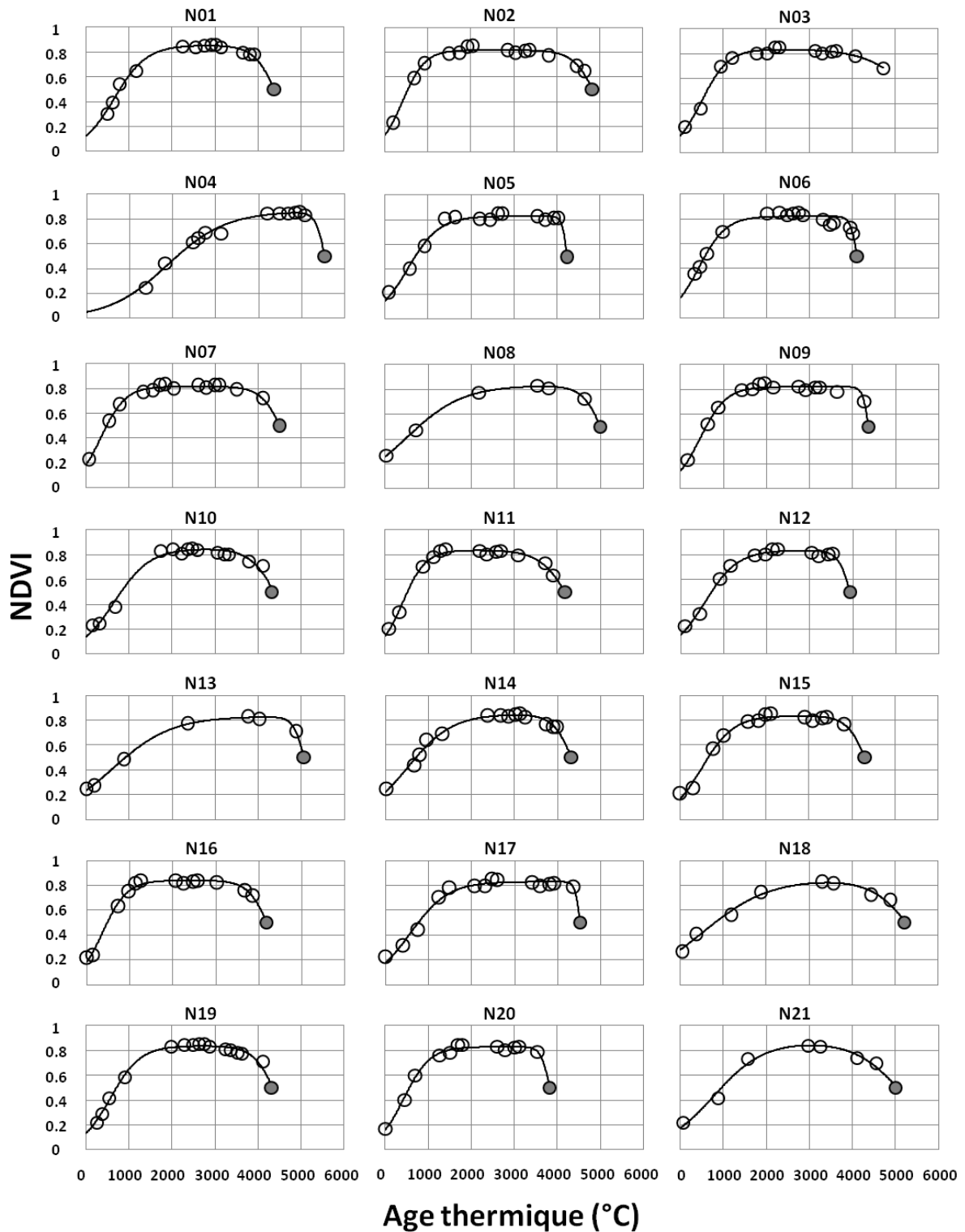
10/11/2012
SPOT4

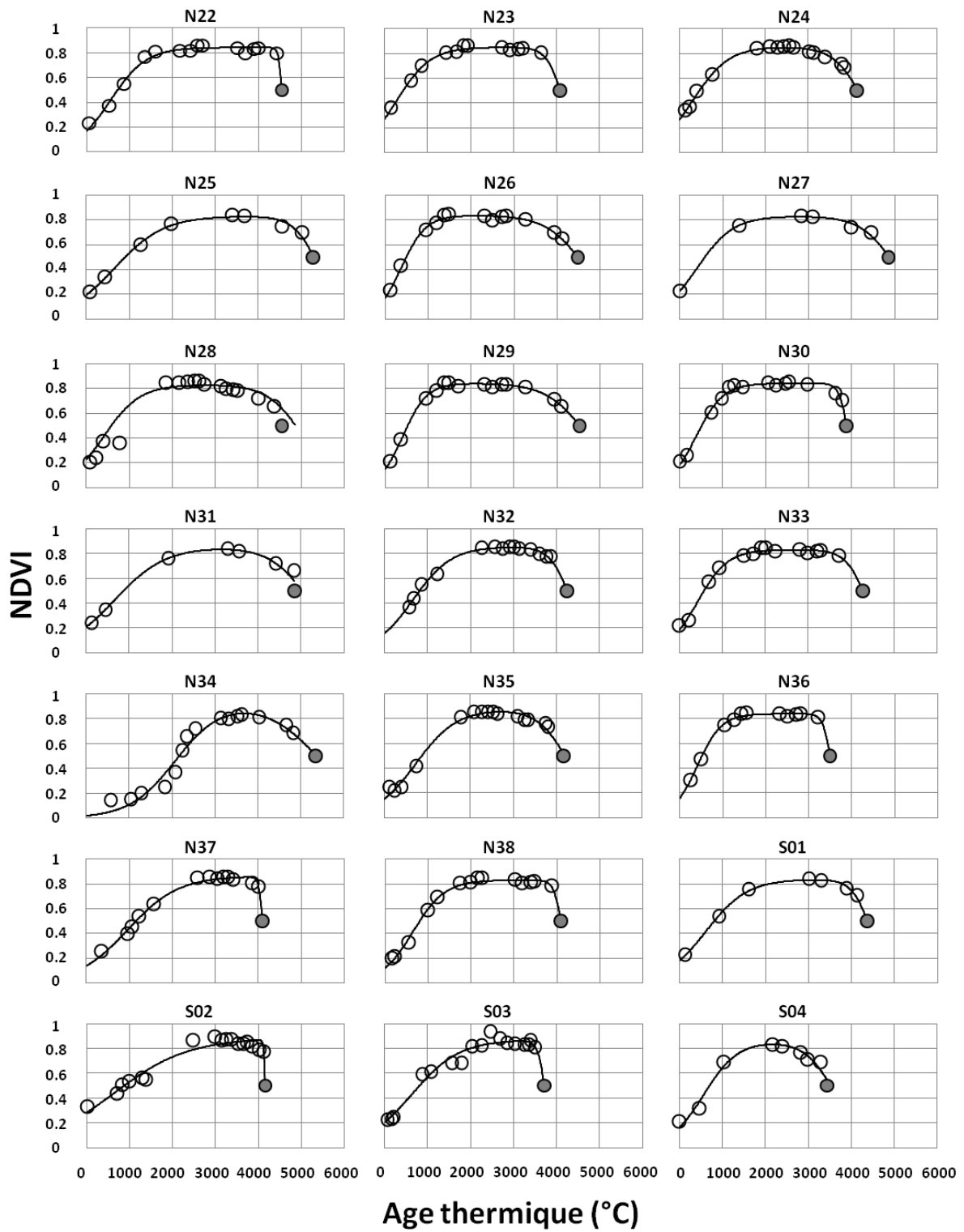


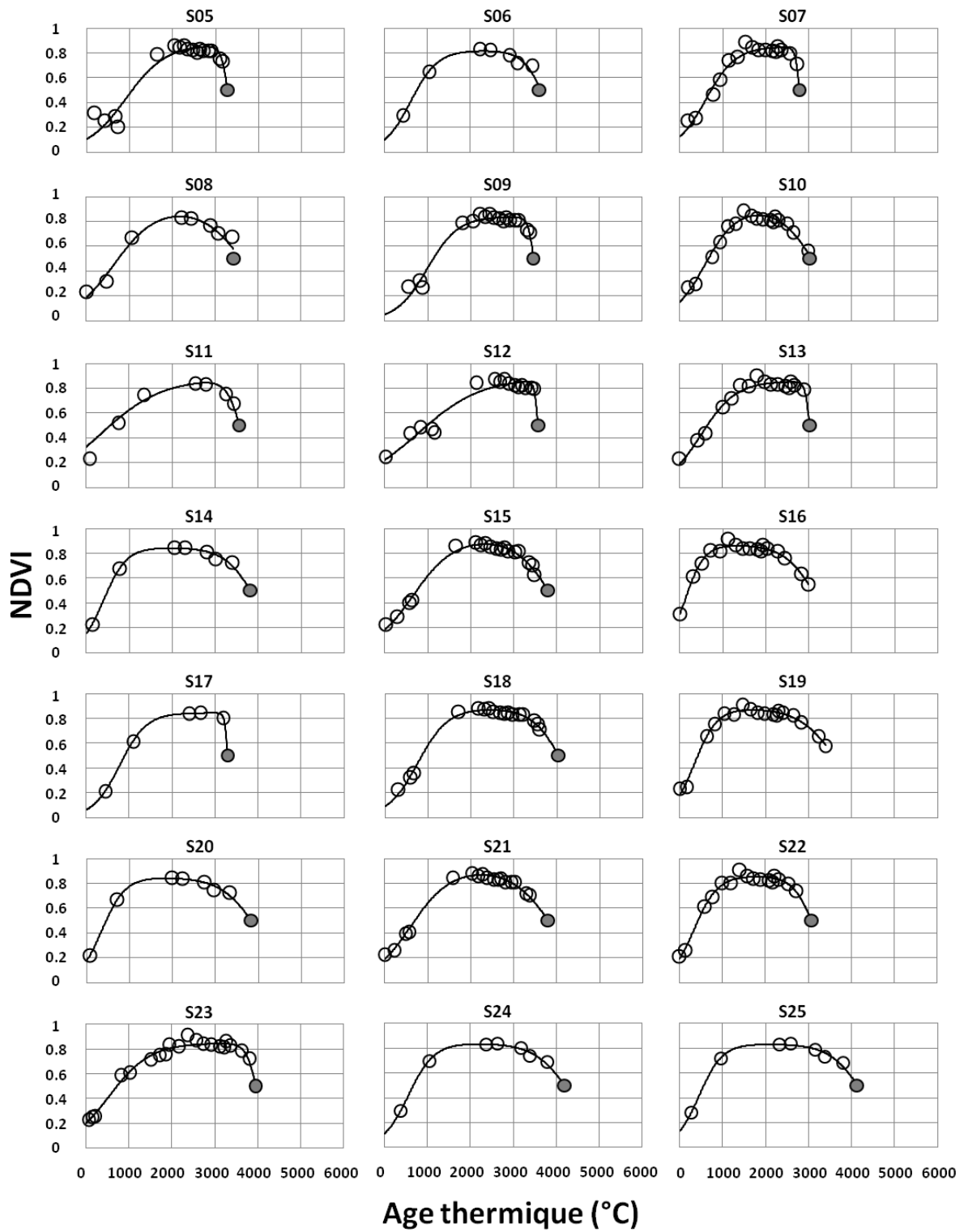
11/12/2012
SPOT4



Annexe 3 – Profils NDVI des parcelles utilisées dans l'étude







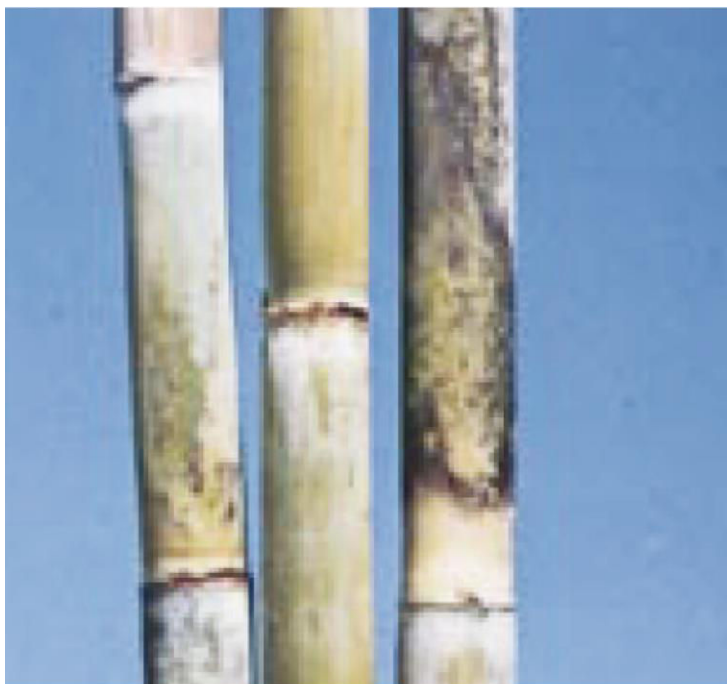


Description botanique

- Grande canne au tallage abondant et en forme de papier, port érigé, toujours droite même après brûlage. Son aspect général rappelle beaucoup celui de la H 32/8560.
- Feuille large, retombante au 1/3 supérieur de sa longueur, verte ; gaine très adhérente avec de nombreuses tache de Morve Rouge (caractère de R 445), ochréa brun rougeâtre ; auricule triangulaire de taille moyenne, présence de poils à la base ; ligule poilue sur face externe.
- Tige : entre-noeud assez long de diamètre assez gros, cylindrique ; jaune verdâtre, cireuse, présence fréquente de fumagine qui donne un aspect sale à la canne, tavelures ; pas de sillon sur l'oeilleton ; zone radiculaire de largeur constante ; cicatrice foliaire protubérante, oeil sphérique, sans poil.
- Fleurit peu ou pas, fleur longue, frêle, hampe florale très longue.

Caractères agronomiques

- Très large zone d'adaptation : zone sèche, irriguée, humide, surhumide, sauf en altitude.
- Présente une certaine sensibilité au Pokkah Boeng qui n'affecte pas pour l'instant son rendement. Légère sensibilité à la Maladie de l'Ananas. Sensibilité observée en Australie à la Maladie de Fidji. Résistante aux autres maladies à la Réunion.
- Rendements forts en général.
- Richesse bonne tout le long de la campagne.
- Bonne tenue en repousses.
- Germe bien, à condition de prélever la semence sur des cannes âgées de 7 à 9 mois. Traitement fongicide des boutures indispensable.
- La forte adhérence des gaines rend l'épailage des boutures difficile, c'est une source de propagation des cochenilles à la plantation.
- Cette variété a aujourd'hui la faveur des planteurs de l'île. Elle a supplanté les autres variétés dans les nouvelles plantations.
- Se comporte très bien à la récolte mécanique, à signaler cependant une certaine



Toutes zones
sauf altitude :
< 550 m Ouest/Sud
< 300 m dans l'Est



eRcane - 40, route Gabriel Macé - BP 315
97494 Sainte-Clotilde Cédex
Tél : 02 62 28 21 29 - Fax : 02 62 29 05 07
Emel : contact@ercane.re - www.ercane.re



R 81/0970
 Libérée en 1993
 PARENTÉ :
 PR 1028 x N 8

R 579

Milieu/fin de campagne

Description botanique

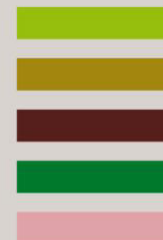
- Feuilles larges, dressées, vert foncé.
- Gaine violet foncé très peu adhérente : se dépaille très facilement ; léger duvet sur gaines jeunes.
- Ochréa foncé, auricule triangulaire qui se détache très vite sur les gaines en phase d'assèchement.
- Tiges très droites, port dressé, diamètre assez gros ; de couleur rosé à mauve-violet foncé ; tallage moyen.
- Entre-noeuds en général assez longs mais parfois irréguliers et raccourcis (marque la sécheresse) ; de forme très cylindrique ; présence de cire sur la partie supérieure ; peu de craquelures, quelques tavelures.
- Éilleton plat, de forme triangulaire, suivi d'un sillon prononcé sur la moitié de l'entre-noeud.
- Anneau de croissance régulier de couleur identique à celle de l'entre-noeud.
- Très faible floraison en conditions normales.

Caractères agronomiques

- Forts rendements en canne dans les zones de basse altitude et humide (Nord/Est et Est) et sous irrigation : sa plantation est à proscrire dans les zones sèches ou froides.
- Tiges très lourdes et denses ; germination moyenne en vierge mais repousse très vigoureuse et croissance rapide avec la pluie ou l'irrigation.
- Tallage moyen : la souche demande un soin particulier vis à vis des mauvaises herbes. Le tallage s'amplifie avec les repousses.
- L'aspect droit très régulier et l'épailage naturel en font une variété qui devrait plaire aux agriculteurs : coupe manuelle et chargement faciles, et bonne adaptation à la mécanisation ; il reste à préciser par l'expérience sa résistance au piétinement des engins.
- Richesse moyenne à forte en milieu et fin de campagne : (ne fleurit pas).
- Pas de sensibilité aux maladies graves à la Réunion ; on a pu observer quelques stries chlorotiques dans des conditions très humides et de sols gorgés d'eau.
- Variété assez sensible au cyclone (casse au niveau de l'apex, sans doute le défaut lié à son "épailage facile").



*régions littorales
humides ou irriguées*



eRcane - 40, route Gabriel Macé - BP 315
97494 Sainte-Clotilde Cédex
Tél : 02 62 28 21 29 - Fax : 02 62 29 05 07
Emel : contact@ercane.re - www.ercane.re



R 92/0804
Libérée en 2010

Parenté :
R 575 x H 72/8597

R 585

Zones difficiles de l'Est et du Sud

Description botanique

- Entre-nœuds longs, de forme cylindrique, à diamètre moyen ; couleur blanche-grise due à la cire, verte en dessous. Prend une teinte rosée exposé au soleil.
- Nœud de forme normale ; anneau de croissance large assez plat, de couleur jaune-vert ; cicatrice foliaire proéminente ; anneau racinaire à deux lignes peu marquées, difficilement observables.
- Œillette de taille moyenne, composé d'un bourgeon rond et d'une aile divisée en deux lobes, absence de poil sur la pointe ; pas d'espace entre l'œil et la cicatrice foliaire ; pointe de l'œil sur l'anneau de croissance ; pas de sillon au-dessus de l'œil.
- Gaines rosées exposées au soleil, à base droite, sans duvet ; légère présence de cire ; paille plutôt adhérente.
- Ochréa vert et cireux, de forme deltoïde ; petites auricules asymétriques de forme deltoïde, présence de poils ; ligule en forme d'arc.
- Longues feuilles de largeur normale, droites (mais pas complètement dressées), de couleur vert foncé, aux bords en dents de scie.
- Floraison modérée (maximum 20%).

Valoriser la ressource canne
ercane

Caractères agronomiques

- Variété issue de la station de sélection de la Mare. Zone d'adaptation plutôt large avec de bons résultats dans l'ensemble de l'île, significativement supérieurs aux témoins dans les zones difficiles (hauts de l'est et du sud, sols difficiles, ...). A proscrire dans les zones sèches de l'île (Sud-Ouest et Ouest) à cause de sa sensibilité au charbon.
- Bonne germination, forte vigueur végétative.
- Variété à forte biomasse, bon tallage et longues tiges. Cette variété verse fortement en zones littorales.
- Très bon rendement en canne, richesse légèrement inférieure aux témoins (R570, R579), très fort taux de fibre (20 à 30% de plus que les variétés classiques).
- Tolérante à la gommose, modérément tolérante à l'échaudure des feuilles, modérément sensible au charbon.



Zones difficiles
de l'Est et du Sud



eRcane - 40, route Gabriel Macé - BP 315
97494 Sainte-Clotilde Cédex
Tél : 02 62 28 21 29 - Fax : 02 62 29 05 07
Emel : contact@ercane.re - www.ercane.re

Résumé

Dans un contexte de demande mondiale en sucre sans cesse croissante, l'estimation de la biomasse de canne à sucre dans les pays petits producteurs (dont la Réunion est un exemple) est un levier d'optimisation de la production et donc de pérennisation de la filière sucrière face à des géants tels le Brésil, l'Inde ou encore la Chine. L'objectif de cette thèse est d'explorer l'apport de la télédétection à l'estimation des rendements à l'échelle de la parcelle de canne à sucre à la Réunion. Nous avons organisé notre travail suivant deux grandes approches : d'une part une approche méthodologique, où nous explorons le couplage (réétalonnage et forçage) entre données de télédétection et modèles et d'autre part une approche opérationnelle où nous comparons trois méthodes d'estimation du rendement basées sur la télédétection : (1) les relations empiriques entre rendement et indices de végétation calculés à partir de données de télédétection, (2) les modèles d'efficacité, faiblement paramétrés et donc aisément adaptables à différentes types de cultures et (3) le forçage d'un modèle de croissance de la canne à sucre avec des données issues de télédétection

Le modèle de croissance utilisé est MOSICAS, adapté aux conditions de culture de la canne à sucre à la Réunion. Nos tests ont été réalisés sur soixante-trois parcelles situées sur deux exploitations agricoles présentant des conditions de croissance contrastées, ainsi que sur sept placettes expérimentales. Notre jeu de données était composé de données obtenues par télédétection (images SPOT4 & 5, données de capteurs infrarouges thermiques), ainsi que des données de rendement, des données climatiques, pédologiques et d'itinéraire technique (calendriers d'irrigation et dates de coupe).

L'approche méthodologique a montré que les données de télédétection apportaient une amélioration significative de l'estimation des rendements par le modèle MOSICAS au travers de la prise en compte de l'état réel de développement de la culture ou encore de l'amélioration des valeurs de paramètres du modèle. Nous avons notamment montré que le forçage apportait un gain de précision de 2.6 t ha⁻¹ aux rendements estimés par le modèle. En outre, nous avons réétalonné le paramètre d'efficacité de conversion du rayonnement en biomasse pour chaque variété étudiée. Enfin, nous avons déterminé une valeur optimisée de la réserve utile via la profondeur d'enracinement par réétalonnage en utilisant l'indice de stress hydrique CWSI comme variable d'ajustement.

Concernant l'approche applicative, nos résultats ont montré que les méthodes les plus complexes d'estimation du rendement n'offraient pas les meilleurs résultats en termes de précision. Nous recommandons l'utilisation de la méthode reposant sur une simple relation empirique entre le NDVI et le rendement pour l'élaboration d'un système opérationnel d'estimation de la production de la biomasse de canne à la Réunion.

Ces résultats offrent plusieurs perspectives : d'une part, une meilleure prise en compte de l'hétérogénéité des variétés cultivées à la Réunion en réétalonnant les paramètres clés du calcul de rendement pour chacune de ces variétés et tester différents scénarios d'implantation variétale selon les zones climatiques de l'île. De plus, la méthode d'estimation de la biomasse proposée ici peut être exportée à d'autres pays petits producteurs de canne à sucre, notamment avec la mise en place du système Sentinel-2 devant apporter, à terme, des images en accès libre à haute résolution spatiale.

Abstract

In the context of an increasing demand for sugar, the estimation of sugarcane biomass in smallholding farming countries (of which Reunion Island is an example) is an optimization lever of production and thus of sustainability for the sugar industry facing giants such as Brazil, India or China. The objective of this thesis is to explore the contribution of remote sensing for the estimation of sugarcane yields at field scale on Reunion Island. We organized our work in two main approaches: first, a methodological approach, where we explore the coupling (recalibration and forcing) between remote sensing data and modeling, and second, an operational approach where we compare three methods of yield estimation based on remote sensing : (1) empirical relationships between yield and vegetation indices computed from remote sensing data, (2) the efficiency models, with a low number of parameters and thus easily adaptable to different types of crops and (3) forcing a sugarcane crop growth model with data derived from remote sensing.

The MOSICAS sugarcane dedicated crop model, which is adapted to the cropping conditions of Reunion Island, was used. Our tests were made on sixty three fields located on two contrasted in-farm sites, and on seven plots located on an experimental site. Our dataset was composed of remote sensing data (SPOT4 & 5 images and thermal infrared data), yield data, climatic data, soil data and cropping practices data (irrigation schedules and harvest dates).

Concerning the methodological approach, obtained results showed that remote sensing data, through a better inclusion of the actual state of development of the crop or an optimized parameterization of the model, results in a significant enhancement of the estimation of the yield by the MOSICAS model. In particular, we showed that forcing the model resulted in a gain of accuracy of 2.6 t ha⁻¹. We also recalibrated the radiation use efficiency parameter for each studied cultivar. Finally, we determined an optimized value of the rooting depth parameter using recalibration and the water stress index CWSI as an adjustment variable.

Concerning the application approach, our results also showed that the more complex methods of yield estimation do not provide the best results when considering the precision. We therefore recommend using the simple empirical relationship between yield and vegetation indices for the estimation of the sugarcane biomass on Reunion Island.

These results offer several prospects: firstly, a better inclusion of the heterogeneity of cultivars used on Reunion Island by recalibrating the key parameters of the yield computation for each of these cultivars in order to test various scenarios of cultivar implantation as a function of climatic zones of the island. The estimation method selected here should also be exported to other sugarcane smallholder countries, particularly with introduction of the Sentinel-2 system to provide open access and high spatial resolution images.