

## Méthodes de couplage entre modèle de croissance de la canne et télédétection ; applications potentielles à La Réunion.

Julien Morel<sup>1a</sup>, Jean-François Martiné<sup>2</sup>, Pierre Todoroff<sup>1</sup>,  
Valentine Lebourgeois<sup>3</sup>, Agnès Bégué<sup>4</sup>, Michel Petit<sup>5</sup>.

<sup>1</sup> UR SCA, CIRAD – 7, chemin de l'Irat, 97410 Saint-Pierre, La Réunion

<sup>2</sup> UR SCA, CIRAD – Station de la Bretagne, 97400 Saint-Denis, La Réunion

<sup>3</sup> UMR TETIS, CIRAD – 7, chemin de l'Irat, 97410 Saint-Pierre, La Réunion

<sup>4</sup> UMR TETIS, CIRAD - 500 Rue Jean François Breton, 34093 Montpellier, France

<sup>5</sup> IRD - 911, Avenue Agropolis, 34394 Montpellier CEDEX 05, France

<sup>a</sup> [julien.morel@cirad.fr](mailto:julien.morel@cirad.fr)

### Résumé

Afin de gérer au mieux les périodes de récolte de la canne à sucre, une prévision suffisamment fine de son rendement est des plus utiles. Il a été montré à plusieurs reprises que le couplage d'un modèle de simulation de croissance d'une culture végétale avec des données obtenues par télédétection améliore significativement la pertinence du rendement issu du modèle (Delécolle *et al.*, 1992 ; Dorigo *et al.*, 2007). Nous présentons ici plusieurs méthodes de couplage (forçage, assimilation et calibration) ainsi que les applications potentielles du modèle de simulation de croissance de la canne à sucre MOSICAS, conçu pour simuler la croissance de parcelles expérimentales de canne à sucre. L'expérimentation a été menée sur cinq parcelles agricoles situées dans le Sud de l'île de La Réunion sur une période de neuf mois (octobre 2011 à juin 2012). Les résultats montrent une amélioration du rendement simulé par le modèle après couplage avec l'indice d'efficacité d'interception estimé à partir des données de télédétection.

*Mots-clés : télédétection, modèle écophysiological, rendement, couplage.*

### Introduction

Le couplage entre modèle écophysiological et télédétection améliore significativement la fiabilité des variables simulées par le modèle en conditions de croissance non contrôlées (Launay, 2005 ; De Wit, 2007 ; Casa *et al.*, 2012). En effet, la télédétection peut estimer de façon représentative l'état de développement de parcelles végétales (Tucker, 1979). L'évolution d'indicateurs biophysiques de l'état de la parcelle suivie peut quant à elle être prise en compte en utilisant des séries temporelles d'images satellites (Bappel, 2005 ; Bégué *et al.*, 2010).

A La Réunion, la canne à sucre est fortement ancrée dans le paysage socio-économique de l'île, représentant jusqu'à 10 500 emplois, saisonniers et permanents (DAAF, 2012). Les conditions climatiques et les itinéraires techniques variés induisent une forte hétérogénéité dans les rendements observés. Dans une optique de meilleure gestion des périodes de coupe et d'usinage, une estimation précise du rendement est des plus utiles. Le couplage de données issues de télédétection avec le modèle MOSICAS (MODèle de SIMulation de croissance de la Canne A Sucre, Martiné, 2003), conçu pour répondre aux spécificités climatiques et variétales de l'industrie de la canne à La Réunion, conduit à une amélioration significative de l'estimation du rendement à l'échelle de la parcelle par rapport aux résultats du modèle seul.

MOSICAS est un modèle de culture qui simule la croissance d'une parcelle de canne en conditions expérimentales. Le module de bilan hydrique prend en compte le stress lié à un manque d'eau ; cependant, l'absence de module de bilan minéral rend actuellement

impossible la prise en compte d'un stress azoté. Il en est de même pour d'autres facteurs ayant une incidence sur le rendement tels que les ravageurs et les maladies. Il résulte de ceci une surestimation fréquente du rendement simulé par le modèle par rapport au rendement observé au champ. L'utilisation de techniques de couplage entre le modèle et des données issues de la télédétection réduit les écarts entre rendement observé au champ et rendement simulé.

Dans ce papier, sont présentés et comparés les résultats des méthodes de couplage par forçage d'une série temporelle d'images SPOT dans le modèle de croissance de la canne à sucre MOSICAS. La variable de couplage est l'efficacité d'interception, facilement dérivable des données de télédétection. Elle joue un rôle clé dans la production de biomasse. Les méthodes de couplage sont mises en œuvre à partir de mesures faites sur des parcelles expérimentales de canne à sucre, à La Réunion pendant la campagne 2011-2012. La comparaison des méthodes se fait sur les rendements estimés par le modèle MOSICAS avec ou sans couplage. Enfin, Les perspectives d'utilisation de la méthode de couplage par réétalonnage sont également discutées.

## Données et méthodes

Plusieurs méthodes de couplage ont été décrites (Delécolle *et al.*, 1992 ; Dadhwal, 2003 ; Dorigo *et al.*, 2007). Elles agissent principalement sur les variables intermédiaires générées par le modèle ou directement sur ses paramètres. Ainsi on distingue le forçage et l'assimilation, qui agissent sur les variables, du réétalonnage qui agit sur les paramètres du modèle (Figure 1).

Le forçage consiste à utiliser les valeurs d'une variable mesurées sur le terrain en remplacement des valeurs calculées par le modèle, pour chaque date à laquelle une donnée a pu être acquise.

L'assimilation consiste à recalculer un jeu de valeurs pour une variable donnée à partir des valeurs simulées par le modèle et des valeurs mesurées sur le terrain. Chaque jeu de données se voit attribué un coefficient de pondération afin de privilégier les valeurs mesurées ou les valeurs simulées (Dorigo *et al.*, 2007).

Le réétalonnage vise à réduire les écarts entre un jeu de variables simulé par le modèle et un jeu d'une même variable, mesurée sur le terrain, en ajustant un ou des paramètres du modèle.

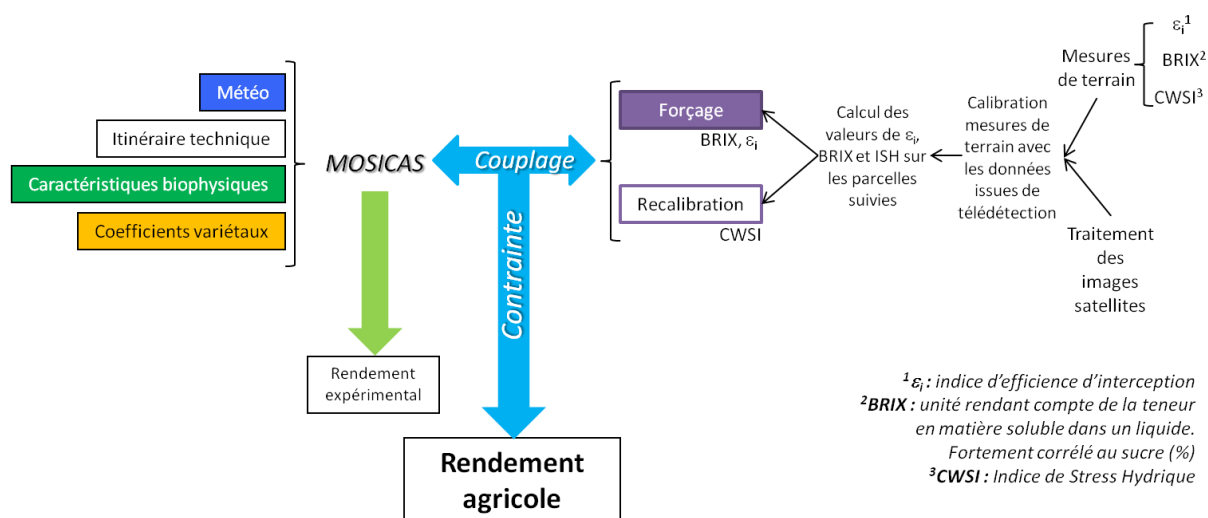


Figure 1. Principe général de la méthode de couplage.

Dans cette étude, sera présentée l'utilisation de l'indice d'efficacité d'interception ( $\epsilon_i$ ) comme variable de couplage avec le modèle MOSICAS. L'efficacité d'interception est une variable couramment dérivée des données de télédétection (Asrar *et al.*, 1984 ; Bégué, 1993), notamment à partir de l'indice de végétation NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*). Le NDVI (Tucker, 1979) est un indice normalisé calculé à partir des valeurs radiométriques des bandes spectrales rouges et infrarouges. Il permet d'obtenir des informations sur le développement du couvert végétal d'une surface étudiée. Une fois la relation entre NDVI et  $\epsilon_i$  formalisée, des valeurs de  $\epsilon_i$  seront calculées pour chaque parcelle suivie, pour chaque date avec une image satellite disponible. Ces valeurs seront ensuite utilisées en vue du couplage avec MOSICAS.

### 1. Mesure de l'indice d'efficacité d'interception $\epsilon_i$

L'indice d'efficacité d'interception  $\epsilon_i$ , qui rend compte du développement d'un couvert végétal et de la part de rayonnement utile à la photosynthèse qu'il intercepte, est une des variables simulées par MOSICAS (Martiné, 2003). Sur le terrain, les données acquises à l'aide d'un ceptomètre (Accupar LP-80) permettent de calculer les valeurs de  $\epsilon_i$  :

$$\epsilon_i = (\text{PAR} - \text{PAR}_t) / \text{PAR} \quad (\text{Équation 1})$$

où PAR est le rayonnement utile à la photosynthèse mesuré au-dessus de la canopée ( $\mu\text{mol}/\text{m}^2/\text{s}$ ),

et  $\text{PAR}_t$  est le rayonnement utile à la photosynthèse mesuré sous la canopée ( $\mu\text{mol}/\text{m}^2/\text{s}$ ).

Cinq parcelles situées dans le Sud de l'île ont été retenues pour suivre l'évolution au cours du temps de  $\epsilon_i$  (Tableau 1). Trois variétés différentes ont pu être étudiées : R570 (trois parcelles), R582 (une parcelle) et R585 (une parcelle). Ces cinq parcelles sont situées à des altitudes comprises entre 78 m et 353 m. Trois des cinq parcelles sont irriguées par aspersion, les deux autres sont intégralement pluviales. Les cannes sont cultivées sur un sol de type brun andique (Pouzet *et al.*, 2003).

Sur chacune de ces parcelles, neuf placettes ont été installées, de façon à rendre compte de l'hétérogénéité spatiale de la parcelle. De même, quatre mesures sont faites sur chaque placette, afin d'obtenir une valeur moyenne de l'indice. Du 27/10/2011 au 13/06/2012, les mesures ont été faites entre dix heures et treize heures, par temps de faible nébulosité, pour des raisons de qualité de mesure.

**Tableau 1. Récapitulatif des parcelles suivies**

Parcelle	Variété	Altitude (m)	Irrigation	Nombre de mesures réalisées	Date de coupe (campagne 2011)
7-570	R570	353	Non	12	12/09/2011
7-585	R585	331	Non	12	19/09/2011
12	R570	256	Oui	7	15/11/2011
19	R570	184	Oui	6	18/10/2011
22	R582	78	Oui	8	05/10/2011

### 2 - Acquisition de données SPOT de télédétection

Les données issues de télédétection utilisées proviennent de la base du programme Kalideos du CNES (<http://kalideos.cnes.fr/>). Ce sont des images de réflectance de type TOC (*Top Of Canopy*), orthorectifiées, et donc directement comparables dans le temps et l'espace.

Pour l'année 2011, cinq images SPOT 5 et neuf images SPOT 4 ont été acquises entre le 15/01/2011 et 30/12/2011. Pour 2012, une image SPOT 5 et quatre images SPOT 4 ont été acquises du 08/02/2012 au 31/03/2012. Ces images couvrent une surface de 60x60 kilomètres. Leur résolution spatiale varie entre 2,5 m et 10 m (Tableau 2).

Les valeurs médianes des NDVI des pixels contenus dans chaque parcelle étudiée ont été calculées pour chaque image satellite acquise.

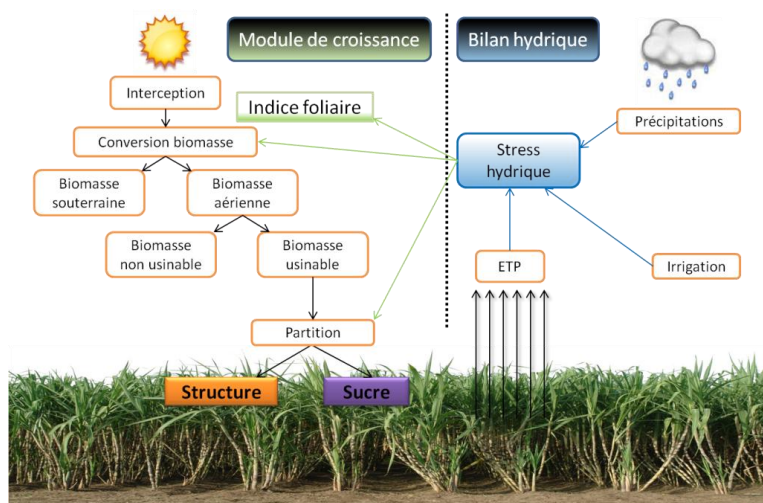
**Tableau 2. Récapitulatif des images acquises pour 2011 et 2012.**

Campagne d'acquisition d'images 2011			Campagne d'acquisition d'images 2012		
Date	Capteur	Résolution (m)	Date	Capteur	Résolution (m)
15/01/2011	SPOT 5	2.5	08/02/2012	SPOT 4	10
02/04/2011	SPOT 4	10	24/02/2012	SPOT 4	10
08/05/2011	SPOT 4	10	07/03/2012	SPOT 5	10
21/05/2011	SPOT 5	10	15/03/2012	SPOT 4	10
30/05/2011	SPOT 5	10	31/03/2012	SPOT 4	10
09/06/2011	SPOT 4	10			
24/06/2011	SPOT 4	10			
04/07/2011	SPOT 4	10			
14/07/2011	SPOT 4	10			
11/08/2011	SPOT 5	10			
06/10/2011	SPOT 4	10			
12/12/2011	SPOT 4	10			
30/12/2011	SPOT 5	10			

### 3 - Simulation de croissance d'une parcelle expérimentale avec MOSICAS

MOSICAS est un modèle semi mécaniste de simulation de croissance de la canne à sucre conçu, testé et développé pour répondre aux spécificités climatiques réunionnaises. A partir de données météorologiques et de renseignements sur la variété de la parcelle simulée, l'écartement des rangs, la date de coupe ou encore le cycle de repousse, MOSICAS peut simuler un rendement. Il est composé d'un module de bilan hydrique et d'un module de croissance (Figure 2).

Le module de bilan hydrique prend en compte les données météorologiques de la parcelle simulée et calcule le stock d'eau utile à la croissance de la plante.



**Figure 2. Schéma simplifié décrivant les principaux processus des deux modules de MOSICAS (d'après Martiné, 2003).**

Le module de croissance intègre l'interception du rayonnement utile à la croissance de la plante, la conversion du rayonnement utile intercepté en biomasse et enfin, la partition de la biomasse dans les différents compartiments de la plante (racines, tiges, feuilles, sucre).

## Résultats

### 1 – Etablissement d'une relation empirique entre le NDVI et $\epsilon_i$

Grâce à l'acquisition sur la même période de valeurs de NDVI, calculé à partir des données radiométriques des images satellites, et de  $\epsilon_i$ , mesuré sur le terrain à l'aide d'un spectromètre, nous avons établi une relation linéaire entre ces deux jeux de données.

Les dates d'acquisition du NDVI étant différentes de celles d'acquisition de  $\epsilon_i$ , nous avons calculé les valeurs de  $\epsilon_i$  pour les dates d'observation satellitaires. Pour cela, nous avons modélisé l'évolution dans le temps de  $\epsilon_i$  en fonction de l'âge thermique (Figure 3).

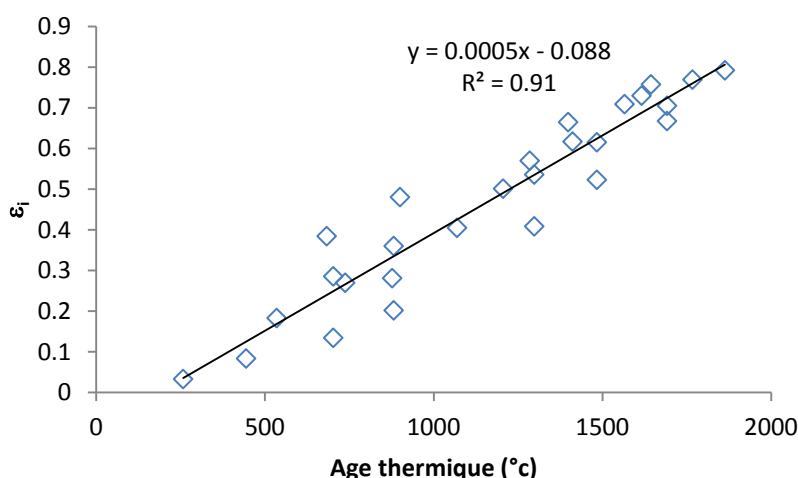


Figure 3. Evolution de  $\epsilon_i$  en fonction de l'âge thermique de la parcelle de canne à sucre.

Il a ensuite été possible d'établir une relation entre les mesures de  $\epsilon_i$  et de NDVI, obtenues pour la campagne de mesures de 2012 (Figure 4)

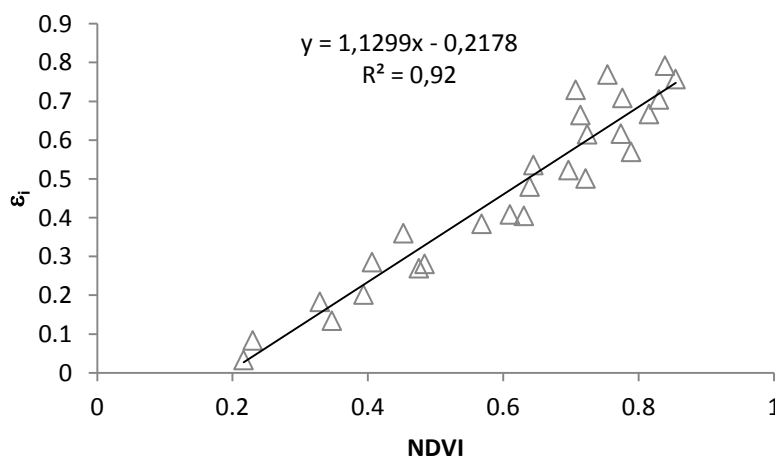


Figure 4. Relation entre le NDVI (images SPOT) et  $\epsilon_i$  établie sur des parcelles de canne à sucre, toutes variétés étudiées confondues.

A partir des données de l'ensemble des parcelles, toutes variétés confondues, et de toutes les dates, nous avons obtenu la relation suivante :

$$\varepsilon_i = (1,1299 \text{ NDVI}) - 0,2178 \text{ (Équation 2)}$$

En se fondant sur cette équation, les valeurs de  $\varepsilon_i$  ont été calculées pour chaque parcelle étudiée, pour chaque date d'image, sur l'ensemble de la campagne de mesures de 2011 et de 2012.

## 2 – Calcul des valeurs de $\varepsilon_i$ à un pas de temps journalier

Afin d'utiliser l'approche par forçage complet, il a été nécessaire de calculer les valeurs de  $\varepsilon_i$  sur un pas de temps journalier, pour obtenir un jeu de données remplaçant intégralement celui simulé par le modèle. Pour cela, une régression logistique a été appliquée aux valeurs de NDVI obtenues pour la campagne de mesures de 2011 en fonction du nombre de jours après la coupe.

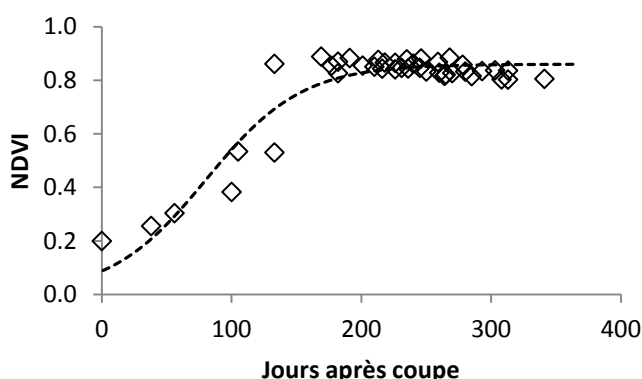


Figure 5. Cinétique du NDVI en fonction de l'âge de la parcelle post coupe.

La figure 5 montre un ajustement significatif de la cinétique du NDVI issu des images satellites, avec une erreur standard résiduelle de 0,06. En utilisant l'équation 2, une série de valeurs quotidiennes de  $\varepsilon_i$  a été calculée (Figure 6), pour pouvoir être ensuite intégrée au modèle dans le couplage par forçage complet.

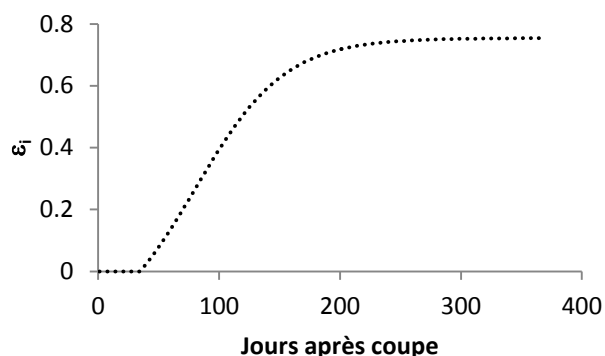


Figure 6. Evolution de  $\varepsilon_i$  sur un pas de temps quotidien.



### 3 - Forçage avec la variable $\epsilon_i$

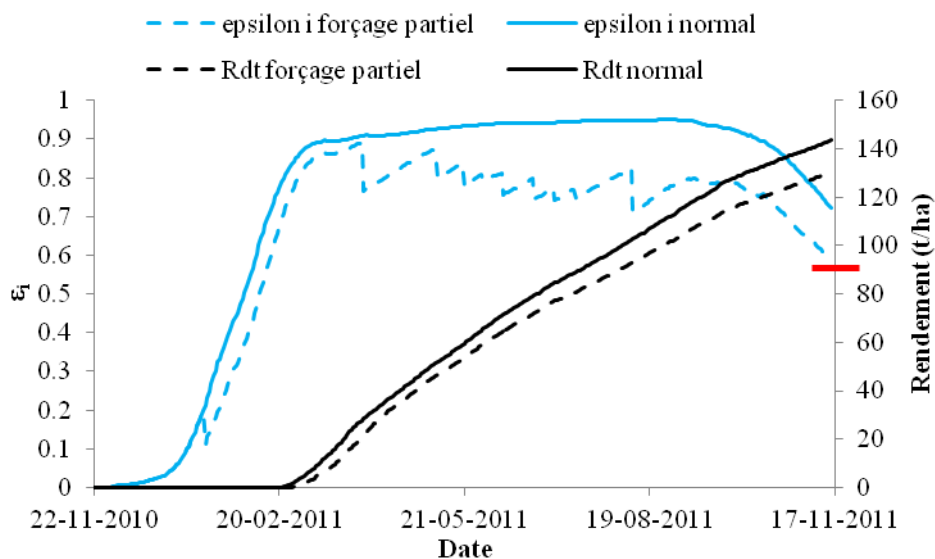


Figure 7. Comparaison des  $\epsilon_i$  et rendements avec et sans forçage partiel, parcelle 12, campagne 2011.

Les variations marquées des valeurs notées sur la courbe de l'indice d'efficacité d'interception après forçage partiel ( $\epsilon_{ifp}$ ) (Figure 7) correspondent aux valeurs de  $\epsilon_i$  calculées d'après les informations radiométriques des images satellites. D'autre part, le rendement obtenu pour une simulation sans couplage (143,6 t/ha) est surestimé par rapport au rendement observé sur le terrain (89,6 t/ha), symbolisé par le trait rouge sur le graphique. Le rendement simulé après couplage par forçage partiel se révèle moindre (130,6 t/ha) mais reste loin de la valeur observée sur le terrain.

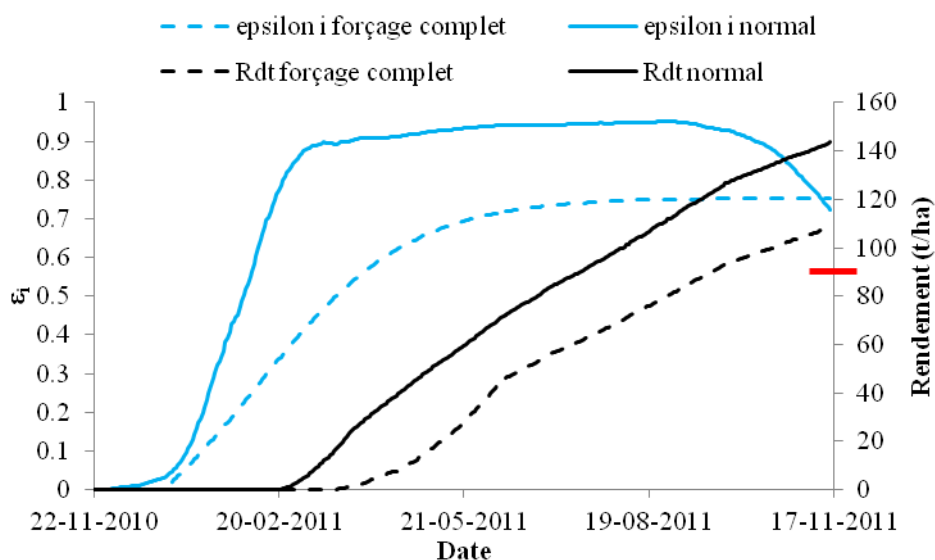
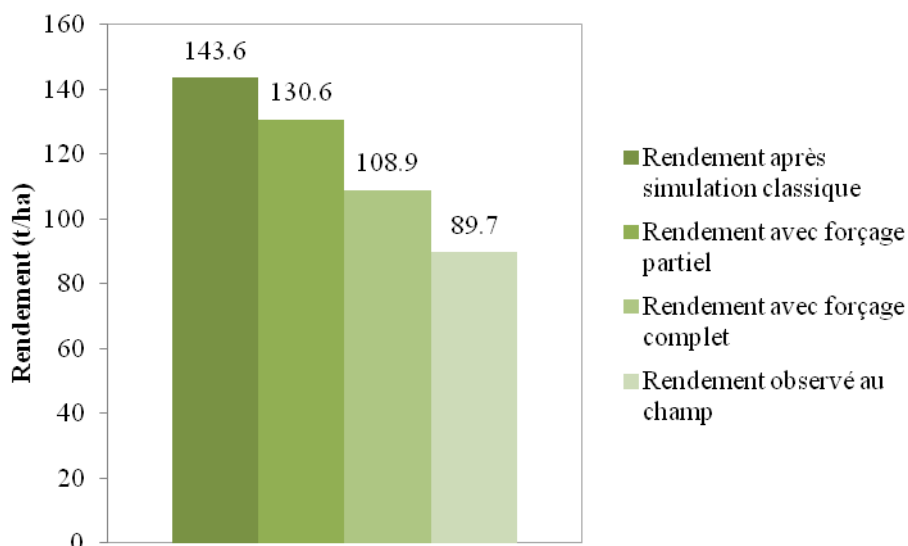


Figure 8. Comparaison des  $\epsilon_i$  et rendements avec et sans forçage complet, parcelle 12, campagne 2011.

La figure 8 montre une différence marquée entre les valeurs de  $\varepsilon_{i\text{simulé}}$  et celles obtenues par forçage complet ( $\varepsilon_{i\text{fc}}$ ). On peut également observer que le rendement obtenu après une simulation couplée par forçage complet de la variable  $\varepsilon_i$  montre une nette amélioration par rapport au rendement simulé de façon classique. Le rendement obtenu est passé de 143,6 t/ha (simulation classique) à 108,9 t/ha (simulation avec forçage complet).



**Figure 9. Comparaison des rendements obtenus par simulations avec et sans couplage, et du rendement observé au champ, parcelle 12, campagne 2011.**

Les résultats présentés en figure 9 montrent l'effet du couplage sur le rendement simulé par le modèle. L'approche par forçage partiel permet d'améliorer le rendement simulé par le modèle. Cependant, l'approche par forçage complet donne de meilleurs résultats, (réduction de l'écart de 64%). Ceci peut s'expliquer par le fait que l'on dispose, avec cette approche, d'un jeu de données nettement plus fourni, et donc d'une correction de la simulation du modèle de meilleure qualité.

Cependant, bien que l'on puisse noter une nette amélioration des rendements simulés par le modèle, il demeure un écart significatif entre les valeurs observées au champ et celles simulées. Plusieurs facteurs peuvent expliquer ceci : d'une part, la relation  $\varepsilon_i/\hat{\text{âge}}$  thermique décrite plus haut (Figure 3), a été pour l'instant modélisée par une régression linéaire, alors que l'évolution de cette variable au cours du temps suit une loi logistique. Le choix de la régression linéaire s'explique par le fait qu'à l'heure actuelle, nous ne disposons pas d'un cycle complet de mesures de  $\varepsilon_i$ , et qu'il est par conséquent délicat d'appliquer une régression logistique en l'absence de plateau de stabilisation des valeurs. Bien que cette relation puisse être considérée comme correcte pour une partie du cycle d'évolution de  $\varepsilon_i$ , on ne peut pas l'appliquer à un cycle complet sans induire un biais dans les résultats.

D'autre part, on peut également considérer les erreurs liées à la calibration de  $\varepsilon_i$  avec le NDVI. Ces relations, de manière générale, nécessitent d'être affinées en considérant un cycle de croissance complet, de coupe à coupe du champ.



## Conclusions et perspectives

Deux méthodes de couplage ont été testées entre le modèle de croissance de la canne à sucre MOSICAS, et des données de télédétection (SPOT4 et 5). Les résultats montrent une amélioration significative de l'estimation du rendement, aussi bien pour l'approche par forçage partiel que pour celle par forçage complet. Le forçage complet donne les résultats les plus probants (surestimation du rendement de 21,4%) comparée aux résultats obtenus par forçage (surestimation de 45,6%), soit une réduction de l'écart entre le rendement simulé et le rendement observé au champ de 64%.

Cependant, des écarts demeurent entre rendements simulé et observé, et ce, quelque soit la méthode de couplage retenue. Ces écarts peuvent être expliqués par le fait qu'actuellement nous ne disposons pas d'un jeu de données couvrant un cycle complet de croissance de cannes, et que certaines approximations ont dû être faites. Les résultats devraient donc être améliorés avec les prochaines mesures de  $\epsilon_i$  et les NDVI calculés avec les prochaines images satellites.

Le CWSI (Crop Water Stress Index), indice rendant compte de l'état de stress hydrique d'une parcelle végétale (Idso *et al.*, 1981 ; Jackson *et al.*, 1981) peut être couplé à MOSICAS. En effet, il a été démontré (Lebourgeois *et al.*, 2010) que le CWSI était fortement lié à ETR et ETM (respectivement évapotranspiration réelle et évapotranspiration maximale). L'approche envisagée, basée sur le réétalonnage, visera à affiner les paramètres «  $p_0$  » et « profrac » (respectivement, le seuil de transpiration de la culture à l'évapotranspiration maximale et la profondeur du front d'enracinement) de MOSICAS, de façon à minimiser l'erreur quadratique entre ETR/ETM mesuré au champ via le CWSI et ETR/ETM calculés d'après les simulations de MOSICAS. Une fois le couple de valeurs ( $p_0$  ; profrac) optimal obtenu, de nouvelles simulations de rendement seront lancées et comparées avec celles faites avec les paramètres initiaux du modèle.

## Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier le CNES pour l'accès à la base de données ISLE-REUNION KALIDEOS, regroupant des images satellites et dédiée aux études scientifiques.

Les auteurs tiennent également à remercier Louis Paulin et Jason Hoarau (CIRAD) pour l'aide apportée lors des mesures sur le terrain.

## Références bibliographiques

- Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E. T., and Haffield, J. L. (1984), Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat, *Agronomy Journal*, 76:300-308.
- Bappel, E., (2005). Apport de la télédétection aérospatiale pour l'aide à la gestion de la sole cannière réunionnaise. Thèse de Doctorat, Université de La Réunion, S<sup>t</sup> Denis (FR), 193 p.
- 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., 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.

Casa, R., Varella, H., Buis, S., Guérif, M., De Solan, B., 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.

DAAF (2012), <http://www.daf974.agriculture.gouv.fr/Canne-a-sucre>

Dadhwal, W., K., (2003). Crop growth and productivity monitoring and simulation using remote sensing and GIS. Proceedings of « Satellite Remote Sensing and GIS Applications in Agricultural Meteorology » Training Workshop, 7-11 July 2003, Dehra Dun (India), Edited by M.V.K. Sivakumar, P.S. Roy, K. Harmsen, and S.K. Saha pp. 263-289.

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

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

Dorigo, W., A., Zurita-Milla, R., de Wit, A., J., W., Brazile, J., Singh, R., 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.

Idso, S., B., Jackson, R., D., Pinter Jr, P., J., Reginato, R., J., Hatfield, J., L., (1981). Normalizing the stress-degree-day parameter for environmental variability. *Agricultural Meteorology*, 24 : 45-55.

Jackson, R., D., Idso, S., B., Reginato, R., J., Pinter Jr, P., J., (1981). Canopy Temperature as a Crop Water Stress Indicator. *Water Resources Research*, 17 (4) : 1133-1138.

Launay, M., Guérif, M., (2005). Assimilating remote sensing data into a crop model to improve predictive performance for spatial applications. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 111 (1-4) : 321-339.

Lebourgeois, V., Chopart, J-L., Bégué, A., 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 : 75-82.

Martiné, J-F., (2003). Modélisation de la production potentielle de canne à sucre en zone tropicale, sous conditions hydriques et thermiques contrastées. Applications du modèle. Thèse de Doctorat, Institut National Agronomique Paris-Grignon, 132 p.

Pouzet, D., Letourmy, P., Légier, P., (2003). Evaluation de la fertilité des sols réunionnais cultivés, à partir des conseils en fertilisation de la canne à sucre. Rapport CIRAD, 34 p.

Tucker, C., J., (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8 (2) : 127-150.