

Institut National Agronomique
Paris-Grignon

INA P-G

Institut National de la Recherche Agronomique
Unité d'Agronomie de Laon-Péronne
Unité Climat-Sol-Environnement d'Avignon

INRA

THESE

Présentée par

Marie LAUNAY

Ingénieur agronome de l'Institut National Agronomique Paris-Grignon

Pour l'obtention du titre de **Docteur de l'Institut National Agronomique Paris-Grignon**

Bibliothèque
I.N.R.A. - C.S.E.
Unité Climat Sol et Environnement
Bâtiment Climat
Site Agroparc
F. 84914 AVIGNON CEDEX 9
FRANCE
AHTH54

**Diagnostic et prévision de l'état des cultures à l'échelle régionale :
couplage entre modèle de croissance et télédétection**

Application à la betterave sucrière en Picardie.

soutenue publiquement le 11 janvier 2002 devant le jury composé de:

B. NEY	Professeur INA P-G
B. SAUGIER	Professeur Paris Sud XI
D. WALLACH	Directeur de Recherches INRA
J. CANEILL	Professeur ENESAD
M. CARIOLLE	Ingénieur ITB
G. DEDIEU	Ingénieur CNES
M. GUERIF	Directrice de Recherches INRA

Président
Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur
Examineur
Examineur

Institut Technique de la Betterave
industrielle

ITB

Région Picardie

"Personne ne pourra prétendre
que je ne me sois amusé"

Casanova

REMERCIEMENTS

Avant de commencer la présentation de ce travail, je tiens à remercier les personnes qui m'ont aidée à le réaliser.

En premier lieu, je remercie Martine Guérif pour la confiance qu'elle m'a accordée, pour m'avoir initiée à la recherche, pour son exigence et sa rigueur, pour sa patience et sa gentillesse, pour son attention et son enthousiasme.

Je remercie les membre du comité de pilotage de la thèse, qui ont accompagné les différentes phases de ce travail, et dont j'ai pu solliciter les compétences tout au long de la thèse, Frédéric Baret, Michel Cariolle, Gérard Dedieu, Robert Faivre, Jérôme Guérif et Bertrand Ney.

Merci à Jérôme Guérif d'avoir accepté d'être directeur de cette thèse, et de m'avoir accueillie à deux reprises, en tant que Président du Centre de Lille et Directeur de l'Unité d'Agronomie de Laon, puis en tant que Président du Centre d'Avignon.

Bernard Saugier et Daniel Wallach ont bien voulu être rapporteurs de ce document, et je leur en suis très reconnaissante. Jacques Caneill, Michel Cariolle et Gérard Dedieu ont accepté de faire partie du jury et je les remercie sincèrement de l'intérêt qu'ils ont porté à ce travail et du temps qu'ils y ont consacré.

Je remercie les co-financeurs de la thèse : l'Institut Technique de la Betterave industrielle et la Région Picardie.

Merci également à Frédéric Mahu, Charles Leforestier, Bertrand Chauchard et Paul Régnier pour les mesures radiométriques et les suivis de levée réalisés sur les expérimentations menées à Mons en 1995 et 1999, et pour les informations qu'ils m'ont fournies a posteriori sur ces essais. Je remercie Jean Maucorps de l'INRA de Laon et Maurice Surdez des services betteraviers de la sucrerie de Marle, dont l'expertise sur les sols de l'Aisne et sur l'histoire culturelle des parcelles échantillonnées pour cette étude, ont été d'un grand secours.

Un grand merci à Jean-Michel Chassine et Jean-François Savalle, ainsi qu'aux équipes régionales de l'ITB de l'Aisne et de la Somme, pour leur appui à la réalisation de la campagne expérimentale de 1995 sur les deux bassins sucriers d'Eppeville et de Marle.

Je tiens à remercier particulièrement Gérard Dedieu pour son investissement dans les corrections atmosphériques de nos images, Robert Faivre et Laurent Prévot pour leur appui dans l'utilisation de Splus, Françoise Ruget pour son aide méthodologique dans l'analyse de sensibilité du modèle SUCROS, Claude Bruchou et Joël Chadoeuf pour leur réponses, Bruno Combal pour sa dextérité en programmation, Philippe Clastre, Pascal Dubrulle et Dominique Ripoche pour leur soutien informatique.

Je remercie les personnes qui se sont investies dans la relecture et la correction de ce manuscrit, Carolyne Dürr, André Chanzy, Jérôme Guérif et Mickaël Pardé dont le soutien sans faille m'a été précieux durant les deux années de travail que j'ai partagées avec lui.

Merci également aux secrétaires de l'INRA de Laon et d'Avignon, qui m'ont toujours facilité les tâches administratives (quand elles ne les ont pas entièrement accomplies elles-mêmes), et qui ne m'ont pas tenu rigueur de mes fréquentes étourderies, Valérie Dazin, Brigitte Rocourt, Odile Lusa et Roselyne Olivier (merci aussi pour les bonnes adresses de chocolatiers !).

Je tiens à remercier les personnes qui m'ont amenée à engager ce travail, Alain Capillon et Bertrand Ney qui m'ont soutenue et guidée lorsque j'ai décidé d'entreprendre une thèse après un court parcours professionnel. Je remercie tous les chercheurs et enseignants qui m'ont communiqué leur enthousiasme pour la recherche plusieurs années avant que ne débute ce travail, Carolyne Dürr (dont j'ai lu la thèse avant de faire sa connaissance), Michel Sebillotte (dont j'ai suivi les cours d'épistémologie en DAA au lieu de suivre ses conseils), Jean Roger-Estrade et Jacques Caneill (rien ne vaut un bon profil cultural après un bon repas), Thierry Doré (enfin j'ai compris Michel Sébillotte), Marie-Anne Le Bail, Jean-Marc Meynard et Stéphane de Tourdonnet (que je remercie plus particulièrement pour son encadrement en stage de DAA et ses questions pertinentes).

Je salue l'ensemble des chercheurs et des stagiaires des stations INRA de Laon et d'Avignon avec qui j'ai partagé de longues discussions et qui m'ont fait l'honneur de leur amitié, et parmi eux Nicolas Beaudoin, Daniel Boitez, Frédéric Bornet, Pauline Defossez, Florence Devienne, Caroline Dominiarczyk, Jean-Marie Machet, Bruno Mary, Sophie Moulin, Guy Richard, Patricia Garnier, Mélanie Annoussamy, Jean-Noël Aubertot, Vianney Houlès, Eva Kamphorst et Jean-François Sillon, Nadine Brisson, Nadine Bruguier, Xing-Fa Gu, Jean-François Hanocq (merci pour le vol avion au-dessus du Ventoux), Jacqueline Saumade (merci pour les cartes), Bernard Seguin, Marie Weiss, Agnès Austerlitz, Olivier Bajolle (merci pour le café toujours prêt, jamais en retard), Carlos di Bella, Marjorie Domergue, Marjorie Fouilloux, Iñaki Garcia de Cortazar, Olivier Inizan, Stéphanie Juin, Françoise Le Gouill, Weidong Liu, Eva Pohl, Frédéric Quin, Nadia Rochdi, Merhez Samaali, Pascalle Smith, Yu Tao, Franck Touyaa (merci pour nos solutions échangées sur ERDAS Imagine et Splus).

Enfin, je remercie mon époux Bruno de tout mon cœur, pour son amour, son soutien, et tout ce qu'il a entrepris afin que je puisse accomplir cette thèse.

Résumé

Ce travail est né de la confrontation entre une demande émanant de la filière sucre, et une question de recherche. La filière sucre avait besoin d'un outil d'aide à la compréhension et à la gestion de la production de betteraves et de sa variabilité inter-parcellaire à l'échelle du bassin sucrier. La question de recherche consistait à élaborer une méthodologie de spatialisation d'un modèle de croissance, par assimilation de données de télédétection dans le modèle, ceci permettant de ré-estimer les variables d'entrée du modèle pour chacune des parcelles d'une région de production. Ce travail de thèse a donc consisté à élaborer une méthode de diagnostic et de prévision de l'état des cultures à l'échelle régionale par assimilation de données de télédétection dans un modèle de croissance.

Cette méthode a été élaborée à partir du modèle SUCROS. L'enjeu consistait à retrouver pour chacune des parcelles d'un bassin sucrier, les variables d'entrée du modèle variant spatialement, caractérisant l'implantation de la culture et le fonctionnement hydrique des sols (ces dernières n'étant pas totalement renseignées par la carte des sols disponible). Le modèle SUCROS a été couplé au modèle de transfert radiatif SAIL via leur variable commune, l'indice foliaire (LAI), de manière à simuler un indice de végétation, le TSAVI. La procédure d'assimilation a consisté à ré-estimer les variables d'entrée du modèle pour chacune des parcelles, en minimisant un critère de distance calculé à partir de l'écart entre les TSAVI simulés et les TSAVI observés aux différentes dates d'acquisitions d'images (entre 3 et 6 images disponibles selon les parcelles). Les valeurs de TSAVI observées ont été estimées à partir de la réflectance mesurée au sommet de l'atmosphère, après correction des effets atmosphériques grâce au modèle SMAC. A l'issue de la procédure d'assimilation, les valeurs ré-estimées des variables d'entrée pouvaient fournir des indicateurs dans une démarche de diagnostic, et les simulations du modèle initié avec ces valeurs donnaient une prévision spatialisée du rendement.

Dans une première partie, nous avons adapté le modèle SUCROS à l'assimilation de données de télédétection. Nous avons amélioré la restitution de la dynamique temporelle du LAI par le modèle, en ajoutant la prise en compte des effets du stress hydrique sur la vitesse de sénescence et l'allocation et la translocation des assimilats. Nous avons ensuite analysé les performances du modèle SUCROS pour reproduire la variabilité spatiale du LAI et des rendements, sans assimilation. Cette analyse a montré les limites du modèle à son application régionale, et a mis en évidence les variables d'entrée qu'il était crucial de ré-estimer par assimilation pour repousser ces limites.

Dans une seconde partie, nous avons construit l'outil d'assimilation en opérant le couplage entre le modèle de croissance et le modèle de transfert radiatif, et en ajoutant au modèle couplé une procédure d'optimisation (Fseopt). Nous l'avons mis en œuvre sur 48 parcelles réparties sur deux bassins sucriers. Sur ces parcelles et durant l'année 1995, des images ont été acquises par le satellite SPOT et par un capteur Pushbroom aéroporté, et des mesures de validation au sol ont été réalisées. Cette application en conditions réelles de culture a fait apparaître la nécessité d'élaborer des règles d'utilisation de l'outil, dépendant de l'objectif (diagnostic ou prévision) et de la disponibilité des images. La méthode élaborée (c'est-à-dire l'outil assorti de ses règles d'utilisation) a montré ses limites et ses potentialités. Dans les conditions climatiques de l'année 1995, peu d'images ont pu être acquises durant la phase d'installation du couvert, réduisant ainsi les performances de la méthode pour le diagnostic des conditions d'implantation. Par ailleurs la qualité de restitution du LAI par SUCROS n'a pas permis de valoriser l'acquisition d'images en période de fort stress hydrique. Cependant, la méthode a fourni, dès la fin du mois de juin, un indicateur des conditions d'implantation à travers la variable « LAI à 500 °C.j après semis », et une prévision du rendement parcellaire avec un écart-type de 8 t/ha au lieu de 13 t/ha lorsque SUCROS était utilisé seul.

L'amélioration des performances de la méthode passe par une meilleure modélisation des effets du stress hydrique sur la dynamique du LAI dans le modèle SUCROS, puis par une période de validation et d'apprentissage de plusieurs années qui devrait permettre de capitaliser les informations spatialisées et de sélectionner les règles d'utilisation les plus pertinentes.

Mots clés : betterave sucrière, modèle de croissance, télédétection, rendement, implantation, stress hydrique, estimation, diagnostic, prévision, assimilation, spatialisation.

Abstract

This work aims to respond to a double expectation. The sugar industry needed a support tool to understand and manage the sugar beet production and its inter-field variability on a production basin scale. The research issue was to set up a methodology of remote sensing data assimilation into a crop model in order to allow its spatialised application on a regional scale by re-estimating specific input variables for all plots of the sugar production region. The thesis aim was therefore to elaborate a method allowing crop status diagnosis and yield forecast on a regional scale, by assimilating remote sensing data into a crop growth model.

This method was built from the crop growth model SUCROS. The issue was to determine for each plot of a sugar production region, the input variables varying spatially. Those variables characterise the results of the crop establishment phase and the soil moisture properties which were not accurately described by the available soil map. The SUCROS model was coupled with a radiative transfer model SAIL through their common variable, the leaf area index (LAI), in order to simulate a vegetation index, TSAVI. The assimilation procedure consisted in re-estimating the input variables for each plot, by minimising a distance criteria built on the difference between simulated and observed TSAVI for all the available dates of image acquisition (3 to 6). The observed TSAVI were estimated from Top Of the Atmosphere reflectance, after correction for atmospheric perturbations using the SMAC model. At the end of the assimilation procedure, the input variable re-estimates could provide information for a diagnosis step, while the updated model simulation allowed a the site specific yield forecast.

The first part of the work consisted in adapting SUCROS to remote sensing data assimilation. We improved the LAI behaviour simulation in non optimal conditions, by introducing into the model effects of moisture stress on leaf senescence and on the partitioning of assimilates. We analysed the modified model performances in reproducing both LAI and yield spatial variability, without assimilating remote sensing data. This analysis showed the model limits for a regional use, and exhibited which input variables were crucial to be estimated by remote sensing data assimilation in order to override these limits.

The second part of the work, consisted in building the assimilation tool by coupling the crop model with the radiative transfer model and joining to the coupled model an optimisation procedure (Fseopt). We applied it on 48 plots located on two sugarbeet production regions. The SPOT satellite and an airborne Pushbroom sensor acquired remote sensing data on these plots, during the year 1995, while ground validation data were collected. According to the sensitivity of the procedure to current conditions (number and date of available images, occurrence of a severe water stress) and to the kind of objective aimed (diagnosis or forecast) directions for using the assimilation tool appeared necessary and were determined. We elaborated the method (the tool and its using rules) and analysed its limits and potentialities. In 1995 weather conditions, few images were acquired during the establishment phase, limiting the method efficiency for crop establishment diagnosis. The poor LAI behaviour simulation by SUCROS didn't allow using the images acquired during severe moisture stress periods. However, the method provided from the end of June, a crop establishment condition indicator through the variable « 500° C·d since sowing LAI », and a plot yield forecast with a standard error of 8 t/ha instead of 13 t/ha when SUCROS was applied alone.

The method performance would be improved by a better simulation of the moisture stress effects on LAI behaviour in the SUCROS model, and than by a validation and learning period of many years which would allow to accumulate spatial information and to select the using rules the most appropriate.

Key words : sugar-beet, crop growth model, remote sensing, yield, crop establishment, moisture stress, estimation, diagnosis, forecast, assimilation, spatialisation.

PLAN

INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 : OUTILS ET DONNEES	9
I. Outils	9
I.1. Domaine de mise en œuvre et d'évaluation de la méthode.....	9
I.2. Les modèles utilisés, leurs variables et paramètres.....	9
I.3. La méthode d'assimilation.....	14
II. Données	17
II.1. Les données d'entrée.....	18
II.2. Les données de validation.....	22
III. Echelle de travail : l'unité de fonctionnement	24
CHAPITRE 2 : MODELE DE CROISSANCE : ADAPTATION ET EVALUATION	25
I. Adaptations du modèle SUCROS	25
I.1. Calcul de la surface foliaire initiale par plante en fonction de la durée semis-levée.....	25
I.2. Modifications pour une meilleure prise en compte du stress hydrique.....	26
II. Evaluation du modèle SUCROS	29
II.1. Matériel et méthode.....	29
II.2. Résultats.....	32
III. Discussion sur les performances et limites du modèle pour une application régionale	34
III.1. Limites à l'application du modèle à l'échelle régionale.....	34
III.2. Apports de la télédétection.....	36

CHAPITRE 3 : COUPLAGE AVEC LA TELEDETECTION	38
I. Mise en œuvre de la procédure	38
I.1. Gestion des erreurs introduites dans la procédure par les modèles SAIL et SMAC	38
I.2. Choix des paramètres à ré-estimer	40
I.3. Recherche de différentes stratégies d'assimilation	45
II. Illustration du fonctionnement de la méthode sur des cas particuliers	46
II.1. Cas d'une parcelle du domaine de validité de SUCROS, dont le climat et le sol sont bien renseignés : la parcelle 122 du bassin sucrier d'Eppeville.....	46
II.2. Cas d'une parcelle sur substrat crayeux : la parcelle 203 du bassin sucrier de Marle.....	47
II.3. Cas d'une parcelle hors du domaine de validité du modèle SUCROS, infestée de nématodes : la parcelle 217 du bassin de Marle.....	48
III. Performances de la méthode pour le Diagnostic.....	49
III.1. Les grandeurs et les objets d'étude.....	50
III.2. Evaluation des performances des stratégies « mères » pour le diagnostic et propositions	52
IV. Performances de la méthode pour la prévision des rendements	58
IV.1. Les grandeurs et les objets d'étude	58
IV.2. Evaluation des stratégies « mères » pour la prévision des rendements et propositions	59
IV.3. Performances de la méthode pour la prévision des rendements en conditions opérationnelles de prévision précoce	62
 CONCLUSION GÉNÉRALE	 65

LISTE DES TABLEAUX

Tableau i.1: Quelques modèles empirique et semi-empiriques de prévision des rendements de la betterave, utilisés en France.	3
Tableau 1.1: Liste des paramètres et variables d'entrée du modèle SUCROS relatifs à l'implantation et à l'alimentation hydrique de la culture.	11
Tableau 1.2: Liste des paramètres du modèle SAIL.	12
Tableau 1.3: Liste des paramètres du modèle SMAC.	13
Tableau 1.4: Représentation en surface des types de texture rencontrés sur l'ensemble des parcelles de l'échantillon, et Réserve Utile en mètres par type de texture (variant selon la profondeur du sol).	18
Tableau 1.5: (a) Paramètres de SAIL caractéristiques de la végétation en fonction de l'âge des plantes (d'après Duke et Guérif, 1998) et (b) coefficients caractéristiques du sol (pour deux textures, dans le cas de sols non binés) nécessaires au calcul du paramètre "réflectance du sol" de SAIL et au calcul du TSAVI (d'après Duke, 1997).	19
Tableau 1.6: Données de télédétection acquises pendant la campagne expérimentale de l'année 1995 au-dessus des bassins sucriers d'Eppeville et de Marle.	21
Tableau 1.7: Données mesurées pour la validation de la méthode.	22
Tableau 2.1 : Ecarts quadratiques moyens (RMSE) et moyens relatifs (RRMSE) d'estimation du LAI, de la biomasse sénescente et du rendement en sur les deux essais de Mons et Clermont.	28
Tableau 2.2 : Classification des 48 parcelles échantillonnées sur les deux bassins sucriers.	30
Tableau 2.3 : Evaluation du modèle sur sa capacité à restituer le LAI, selon le niveau de renseignement des variables climatiques et des propriétés hydriques des sols des surfaces carrées.	33
Tableau 2.4 : Evaluation du modèle sur sa capacité à restituer la biomasse aérienne verte, selon le niveau de renseignement des variables climatiques et des propriétés hydriques des sols des surfaces carrées.	33
Tableau 2.5 : Evaluation du modèle sur sa capacité à restituer le rendement, selon le niveau de renseignement des variables climatiques et des propriétés hydriques des sols des parcelles.	33
Tableau 3.1: Variables d'entrée sélectionnées pour être ré-estimés, suite à l'analyse du contexte agronomique et des limites du modèle de culture.	41
Tableau 3.2: Variables d'entrée sélectionnées pour être ré-estimées, et leurs valeurs prises dans l'analyse de sensibilité du modèle couplé SUCROS-SAIL ((a) valeurs mesurées sur les deux bassins, (b) valeurs estimées probables).	43
Tableau 3.3 : Sensibilité du TSAVI simulé par le modèle couplé SUCROS-SAIL aux différentes variables d'entrée, en fonction de la date et des conditions pédoclimatiques.	44

Tableau 3.4 : Valeurs extrêmes proposées à l'algorithme de minimisation pour l'ensemble des variables ré-estimées.	45
Tableau 3.5 : Stratégies mises en œuvre.	45
Tableau 3.6 : Valeurs des variables d'entrée pour la surface constituée de l'ensemble des carrés élémentaires de la parcelle 122 du bassin d'Eppeville.	46
Tableau 3.7 : Valeurs des variables d'entrée pour la surface constituée des carrés élémentaires de la parcelle 203 du bassin de Marle.	47
Tableau 3.8 : Valeurs des variables d'entrée pour la surface constituée des carrés élémentaires de la parcelle 217 du bassin de Marle.	48
Tableau 3.9 : Erreurs moyennes et relatives (RMSE et RRMSE) d'estimation du LAI sur les 14 surfaces composées de carrés élémentaires.	52
Tableau 3.10 : Ecarts moyens et erreurs moyennes d'estimation (RMSE) des variables caractérisant l'implantation sur les 48 parcelles de l'échantillon, et pour chacun des groupes formés en fonction du gradient de TSAVI entre la 1 ^{ère} et la dernière images acquises sur les parcelles.	53
Tableau 3.11 : Stratégies d'assimilation mises en œuvre pour le diagnostic des conditions d'implantation.	57
Tableau 3.12 : Stratégies comparées pour le diagnostic des conditions d'implantation sur les 48 parcelles de l'échantillon.	57
Tableau 3.13 : Ecarts moyens entre rendements mesurés et rendements estimés, et écarts quadratiques moyens et relatifs (RMSE et RRMSE) d'estimation du rendement, sur les 48 parcelles séparées en deux groupes, selon les différentes stratégies.	59
Tableau 3.14 : Stratégies d'assimilation mises en œuvre pour la prévision des rendements.	60
Tableau 3.15 : Ecarts moyens entre rendements mesurés et rendements estimés, et écarts quadratiques moyens et relatifs (RMSE et RRMSE) d'estimation du rendement, sur les 48 parcelles séparées en deux groupes, puis en deux sous-groupes, selon les différentes stratégies. ...	60
Tableau 3.16 : Ecart moyen entre rendement moyen estimé et rendement mesuré, écart quadratique moyen et moyen relatif (RMSE et RRMSE) d'estimation, et efficacité du modèle selon que l'estimation est réalisée fin juin, début août ou à la date de récolte.	62

LISTE DES FIGURES

Figure i.1 : Principes du modèle de prévision proposé aux sucreries par Caneill (communication personnelle).	3
Figure i.2. : Schéma représentant les principaux constituants d'un modèle de fonctionnement de culture (d'après Bonhomme <i>et al.</i> , 1996).	4
Figure. i.3 : Schéma présentant le principe de l'assimilation de données de télédétection dans un modèle de fonctionnement de culture, et les outils mis en œuvre.	7
Figure. i.4 : Schéma présentant les propositions d'utilisation de la méthode pour prévoir les rendements et fournir des éléments de diagnostic pour expliquer la variabilité spatiale de l'état des cultures.	8
Figure 1.1: Situation géographique des bassins sucriers d'Eppeville et Marle (IGN, top 250, Paris, 1999).	9
Figure 1.2: Présentation globale du modèle SUCROS et de son module de bilan hydrique (extrait de Guérif <i>et al.</i> , 2000).	10
Figure 1.3: Flux incidents et sortants de SAIL pour une strate isolée (d'après Verhoef, 1985).	12
Figure 1.4: Représentation schématique des contributions au signal mesuré par le capteur: (a) différents termes parvenant au capteur (b) différentes sources d'éclairement de la cible (d'après Guyot, 1989).	13
Figure 1.5: Modèles et données impliqués dans la procédure d'assimilation mise en œuvre.	14
Figure 1.6: Représentation graphique de l'indice de végétation TSAVI dans l'espace Rouge-Proche infra-rouge (d'après Baret <i>et al.</i> , 1989).	15
Figure 1.7: Obtention des propriétés hydriques spatialisées des sols en entrée de SUCROS, à partir de la carte des sols de l'Aisne numérisée, et des règles de pédotransfert établies par Jamagne (Jamagne <i>et al.</i> , 1977).	18
Figure 1.8: Caractéristiques climatiques des postes synoptiques sur les bassins d'Eppeville et Marle: sommes de précipitations et de températures (a) durant la période de croissance juvénile (du 1 ^{er} mars au 15 juin), puis (b) durant la période de croissance mature (du 15 juin au 30 septembre).	19
Figure 1.9: Humidité de surface mesurée et humidité de surface estimée en fonction du nombre de jours depuis la dernière pluie d'au moins 2 mm, sur une série de mesures réalisées en 1995. ...	20
Figure 1.10: Répartition des données de télédétection par rapport à une courbe théorique d'évolution du LAI.	21
Figure 1.11: Répartition des zones de prélèvement des données de validation sur les parcelles. ...	22
Figure 1.12: Distribution des variables moyennes mesurées sur les parcelles, date de semis, rendement, nombre de plantes levées, durée semis-levée.	23

Figure 1.13: Définition de l'unité de fonctionnement et utilisation dans la procédure d'assimilation.	24
Figure 1.14: Exemples de différents types de surfaces délimitées au sein de trois parcelles de notre échantillon, superposées à une image acquise le 28 juin 1995 par le capteur Pushbroom aéroporté.	24
Figure 2.1: Régression établie entre la surface foliaire initiale par plante et la somme de températures en base 3°C.j entre le semis et l'émergence (données issues de Boiffin <i>et al.</i> , 1992).	26
Figure 2.2: Comparaison du contenu en eau du sol intégré simulé par SUCROS avec le contenu en eau du sol mesuré (a) sur l'essai de Mons-en-Chaussée en 1995 et (b) sur l'essai de Clermont Les Fermes en 1994.	26
Figure 2.3: Simulations du LAI par le modèle SUCROS initial sur les essais de Mons-en-Chaussée en 1995 et Clermont Les Fermes en 1994. Comparaison avec les LAI mesurés.	27
Figure 2.4: Rapport de la vitesse de sénescence réelle observée sur la vitesse de sénescence en conditions potentielles de croissance (a) en fonction du facteur de stress hydrique moyen (rapport moyen de la transpiration réelle sur la transpiration potentielle entre deux mesures), et (b) en fonction de la somme des variations journalières du facteur de stress hydrique entre deux mesures, sur les deux essais de Mons-en-Chaussée et Clermont Les Fermes.	27
Figure 2.5: Somme des RRMSE calculées entre LAI simulés et mesurés et Poids sec du pivot simulés et mesurés sur les essais de Mons-en-Chaussée et de Clermont Les Fermes, en fonction des valeurs prises par les seuils de stress hydrique pilotant l'allocation préférentielle vers le pivot et la translocation de matière sèche du pivot vers les parties aériennes.	28
Figure 2.6: Sur les essais de Mons en 1995 (a) et de Clermont en 1994 (b), comparaison des LAI, masses sèches des pivots et des feuilles sénescentes simulés par la version initiale de SUCROS et par la version modifiée de SUCROS, aux LAI, masses sèches des pivots et des feuille sénescentes mesurés sur les différents blocs.	28
Figure 2.7: Ecart relatifs entre les rendements simulés par le modèle SUCROS modifié et les rendements mesurés en fonction de la distance des parcelles aux postes synoptiques.	30
Figure 2.8 : LAI, biomasse aérienne verte et rendements simulés (a) par le modèle SUCROS non modifié et (b) par le modèle SUCROS modifié, en fonction des LAI, biomasse et rendements mesurés pour les 9 surfaces carrées et les 20 parcelles bien renseignées sur leur climat et leur type de sol.	32
Figure 2.9 : Rendements simulés par le modèle SUCROS modifié en fonction des rendements observés pour les 20 parcelles bien renseignées sur leur climat et leur type de sol, les 9 parcelles bien renseignées sur leur type de sol mais mal renseignées sur leur climat, et les 3 parcelles bien renseignées sur leur climat mais mal renseignées sur leur type de sol.	34
Figure 2.10 : Rendements simulés par le modèle SUCROS modifié en fonction des rendements observés pour les 20 parcelles bien renseignées sur leur climat et leur type de sol et les 2 parcelles bien renseignées sur leur climat et leur type de sol, dont plus de 35% de la surface est sur un substrat crayeux.	34
Figure 3.1 : Réflectances dans le Rouge et le PIR extraites des images et corrigées par le modèle SMAC, en fonction des réflectances mesurées à la surface par le radiomètre CIMEL sur l'ensemble des cibles (a) avec le capteur Pushbroom aéroporté, (b) avec le capteur HRV du satellite Spot.	39

Figure 3.2 : Réflectances dans le Rouge et le PIR et TSAVIs extraits des images et corrigés par le modèle SMAC, en fonction des réflectances et TSAVIs mesurés à la surface par le radiomètre CIMEL sur les cibles de betteraves.	39
Figure 3.3 : (a) TSAVIs simulés par le modèle SAIL à partir des LAI mesurés sur les cibles, comparés aux TSAVIs mesurés sur ces cibles et (b) TSAVIs simulés par SAIL à partir des LAI mesurés sur les carrés, comparés aux TSAVIs télédétection recalibrés sur les mêmes carrés.	40
Figure 3.4: Caractéristiques des trois années climatiques choisies pour l'analyse de sensibilité du modèle SUCROS (a) pendant la phase d'implantation, (b) pendant la croissance mature.	42
Figure 3.5: Conditions pédoclimatiques choisies pour l'analyse de sensibilité du modèle SUCROS, et influences attendues sur l'implantation et l'alimentation hydrique de la culture.	42
Figure 3.6: LAI et TSAVI mesurés et simulés sur la surface élémentaire 122 du bassin d'Eppeville par le modèle SUCROS dans le cas où la date de semis est inconnue (a) ou connue (b).	46
Figure 3.7 : LAI et TSAVI mesurés et simulés sur la surface élémentaire 203 du bassin de Marle par le modèle SUCROS dans le cas où la date de semis est inconnue (a) ou connue (b).	47
Figure 3.8 : LAI et TSAVI mesurés et simulés sur la surface élémentaire 217 du bassin de Marle par le modèle SUCROS dans le cas où la date de semis est inconnue (a) ou connue (b).	48
Figure 3.9 : Grandeurs et objets d'étude.	50
Figure 3.10 : LAI simulés par les stratégies 41 et 51 en fonction des LAI mesurés pour le Groupe 1 de surfaces pour lesquelles au maximum une image de télédétection est disponible avant la date à laquelle le LAI maximal est atteint, et pour le Groupe 2 de surfaces pour lesquelles plus d'une image est disponible avant le LAI maximal.	52
Figure 3.11 : Distribution des écarts entre LAI simulés à 500 °C.j selon la stratégie 41, et LAI « mesurés » à 500 °C.j après semis.	53
Figure 3.12 : Choix de la stratégie d'assimilation à l'issue de l'analyse des performances de la méthode pour l'estimation des variables caractérisant l'implantation.	54
Figure 3.13: Répartition des 48 parcelles, selon les valeurs ré-estimées des variables d'entrée décrivant la colonisation racinaire.	54
Figure 3.14 : Profils de TSAVI extraits des données de télédétection sur des unités de fonctionnement de (a) 4 parcelles où l'on observe une chute du TSAVI le 4 août (jour 216) et (b) 4 parcelles où l'on n'a pas de chute de TSAVI le 3 (parcelles 119 et 120 sur le bassin d'Eppeville) ou le 4 août (parcelles 214 et 218 sur le bassin de Marle).	55
Figure 3.15 : Courbes d'évolution du facteur de stress hydrique (FSH) et du TSAVI simulé, et TSAVI mesurés sur une unité de fonctionnement (a) de la parcelle 107 du bassin d'Eppeville, et (b) de la parcelle 214 du bassin de Marle.	56
Figure 3.16 : LAI500 estimés par assimilation selon la stratégie 221, en fonction des LAI500 mesurés (a) pour les 48 parcelles de l'échantillon et (b) pour les 23 parcelles avec un fort écart de TSAVI sur les images acquises avant fin juin, et sans présence de substrat crayeux à faible profondeur.	58

Figure 3.17 : Choix de strategies d'assimilation pour le diagnostic.	58
Figure 3.18 : Rendements estimés par SUCROS en fonction des rendements mesurés sur les 48 parcelles séparées en deux groupes, dans le cas où les variables d'entrée prennent des valeurs par défaut (stratégies 99 et 9) et dans le cas où elles sont ré-estimées par assimilation (stratégies 51 et 41).	59
Figure 3.19: Rendement estimé en fonction de la valeur ré-estimée de la variable d'entrée « profondeur maximale des racines (« ZRTMC »), sur les 20 parcelles où une chute de TSAVI est constatée début août, suivant les stratégies 51 et 41.	60
Figure 3.20 : Choix de stratégies d'assimilation pour la prévision des rendements.	61
Figure 3.21 : Rendements estimés par SUCROS en fonction des rendements mesurés sur les 48 parcelles, dans le cas où tous les variables d'entrée prennent des valeurs par défaut (stratégies 99) et dans le cas où elles sont ré-estimées par assimilation (stratégies 51 ou 231 selon le type de parcelle).	61
Figure 3.22 : Distribution des sommes de températures en base 3°C et des précipitations sur les 20 années climatiques (1980 à 1999) utilisées pour les simulations (a) entre le 28 juin et le 4 août, (b) entre le 4 août et le 30 septembre et (c) du 28 juin au 30 septembre.	62
Figure 3.23 : Distribution des productions moyennes (sur 24 parcelles) de matière sèche du pivot sur les 20 années climatiques.	63
Figure 3.24 : Distribution des rendements estimés sur les 20 années climatiques pour les parcelles 210 et 227.	63
Figure c.1: Schéma de représentation de la méthode élaborée pour le diagnostic et la prévision de l'état des cultures à l'échelle régionale.	65
Figure c.2: Evolution des constituants théoriques de l'erreur de prédiction des modèles en fonction de l'augmentation de leur complexité, lorsque la structure du modèle est fautive (d'après Passioura, 1996).	71

Les photos des pages de garde de l'introduction, des chapitres 1 et 2, et de la conclusion sont de Cyrille Struy, et ont été prises à la sucrerie d'Eppeville. Je les ai trouvées sur le site www.imagesdepicardie.com. La photo en page de garde du chapitre 3 a été trouvée sur le site perso.club-internet.fr/tpouchin/index.htm de Thomas Pouchin.

Introduction

Position du problème et Présentation de la démarche



INTRODUCTION : POSITION DU PROBLEME ET PRESENTATION DE LA DEMARCHE

I. OBJECTIF

Ce travail a été entrepris en 1995 à la demande des acteurs de la filière sucrière, qui souhaitent accéder à des outils de prévision et de diagnostic de l'état des cultures à différentes échelles.

Cette demande correspondait à différents objectifs qu'ils ont à atteindre. Chaque année avant que ne démarre la campagne d'arrachage, les sucreries doivent estimer la quantité totale de betteraves qu'elles auront à transformer, afin d'ajuster leurs achats de matières premières pour la fabrication et l'emballage du sucre. Elles souhaitent également, pour réduire les coûts de ramassage, de transport, et de stockage des betteraves, pouvoir prédire les rendements à l'échelle parcellaire sur l'ensemble de leur bassin d'approvisionnement. La nécessité pour les industriels du sucre, de préparer la campagne industrielle et d'optimiser l'aspect logistique de leur activité, passe donc par une meilleure appréhension de la variabilité inter-annuelle et inter-parcellaire de la production. La variabilité spatiale de la production s'explique, dans le nord de la France, par deux facteurs essentiels. D'une part, l'avancée des dates de semis à laquelle on assiste depuis une vingtaine d'années, augmente les risques d'implantation difficile. L'installation du couvert est plus ou moins réussie selon la combinaison du climat annuel et de la date de semis choisie, selon les propriétés du sol et les conditions de travail du sol réalisé sur la parcelle. D'autre part, la demande climatique en période estivale, importante certaines années, a des répercussions très variables selon que l'on se trouve en Thiérache ou en Champagne crayeuse, sur un sol profond du plateau du Santerre dans la Somme, ou sur un sol sableux dans une vallée du Soissonnais. Les sources de variabilité spatiale des rendements, sont donc multiples. L'Institut Technique de la Betterave industrielle (ITB) et les services betteraviers, souhaitent aujourd'hui pouvoir disposer d'outils de diagnostic, leur permettant d'identifier les facteurs de variation de l'état de croissance du peuplement végétal et des conditions d'élaboration du rendement, à l'échelle de la parcelle, voire même à une échelle plus fine.

L'objectif de cette thèse était de mettre au point une méthode de prévision des rendements, capable de fournir des indicateurs pour le diagnostic de la variabilité spatiale de l'état des cultures, applicable à des domaines d'espace assez larges tels que des bassins sucriers, mais dont la précision soit parcellaire. La méthode développée devait être fondée sur des outils restituant la variabilité spatiale et temporelle des états de croissance des cultures à partir des interactions entre sol, climat, itinéraire technique et peuplement végétal.

II. OUTILS EXISTANTS

Certains outils existent qui répondent en partie à l'objectif que nous nous sommes donné pour ce travail, mais jamais en totalité.

Outil pour l'estimation de la production totale

Les sucreries disposent d'un système de prévision de la production globale en rendement brut et en richesse en sucre qu'elles mettent en oeuvre sur l'ensemble de leur bassin d'approvisionnement. Cette prévision est établie à partir de prélèvements effectués entre fin juin et mi-septembre sur un échantillon de parcelles, auxquels s'ajoutent des considérations générales sur les conditions climatiques de l'année, l'état de la culture, ainsi qu'une comparaison avec les résultats des années précédentes. Ces informations sont transmises au Syndicat National des Fabricants de Sucre (SNFS), qui utilise lui-même un modèle de régression multiple pour évaluer la production nationale dès le 1^{er} août. Ce modèle, mis au point par l'Institut de Recherche de l'Industrie Sucrière, fournit une estimation du rendement à l'aide de quatre variables explicatives (Prost, 1990, et SNFS, communication personnelle) :

$$ST = a + bA + cS + dF + eP \quad (i.1)$$

où :

- (1) ST est le rendement en sucre travaillé¹ (t/ha)
- (2) A est la variable « année » traduisant la tendance à l'amélioration des rendements et exprimant à la fois le progrès génétique et technique
- (3) S est le rendement en sucre (t/ha) à la date du prélèvement
- (4) F est la masse de feuilles (t/ha) à la date du prélèvement
- (5) P est la somme des précipitations (mm) recueillies entre le 1^{er} janvier et le 31 juillet

Ces modèles empiriques permettent une estimation régionale ou nationale avec une erreur n'excédant pas 5% (à l'échelle nationale) à 10% (à l'échelle régionale) de la valeur prédite. Pour être fonctionnels, ils nécessitent plusieurs années de prélèvements, et s'appuient sur un travail lourd d'échantillonnage. Ils ne permettent pas de réaliser un diagnostic sur les conditions d'élaboration de la production.

Outil pour l'estimation et la compréhension de la production

Un modèle de prévision plus mécaniste a été proposé aux sucreries (Caneill, communication personnelle) de façon à estimer la production du bassin d'approvisionnement dès le 1^{er} juillet. Ce nouveau modèle s'appuyait sur la connaissance de l'élaboration du rendement chez la betterave, et avait également pour objectif de permettre une meilleure compréhension de la variabilité inter-annuelle et intra-régionale des rendements. Il faisait l'hypothèse que dès le stade de développement T3, correspondant au démarrage de la croissance linéaire de la racine (Caneill *et al.*, 1993), le rendement en sucre croît proportionnellement à l'énergie du rayonnement incident, et ce jusqu'au 15 septembre. Au-delà, la variabilité du coefficient d'efficacité de conversion du rayonnement en sucre et l'interaction avec les opérations

¹ Sucre travaillé : sucre produit par la betterave entière (pivot + collet), auquel on a soustrait les pertes à la récolte.

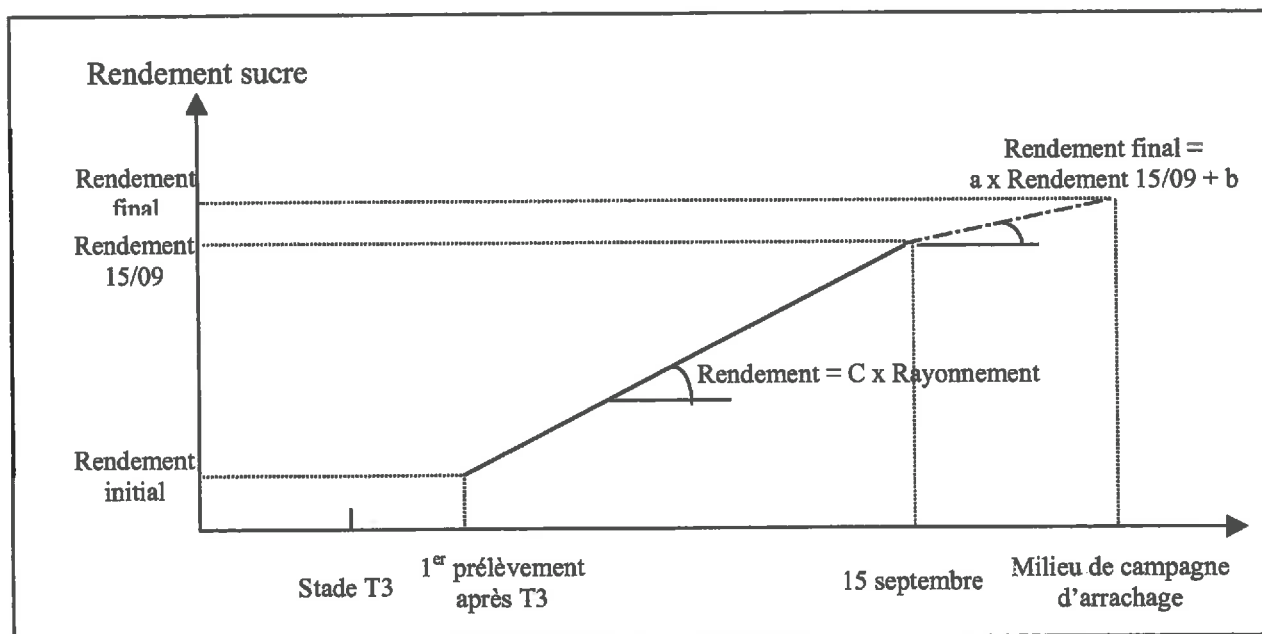


Figure i.1 : Principes du modèle de prévision proposé aux sucreries par Caneill (communication personnelle)

Modèle de prévision	SNFS	Caneill (com. personnelle)
Finalité	<ul style="list-style-type: none"> ● Prévision du rendement en sucre national, dès le 1^{er} août 	<ul style="list-style-type: none"> ● Prévision du rendement en sucre par bassin d'approvisionnement, dès le 1^{er} juillet ● Meilleure représentation et compréhension des facteurs du milieu responsables de la variabilité des rendements ● Homogénéisation du raisonnement de la prévision entre sucreries
Démarche	empirique	Semi-empirique, par analyse des composantes du rendement
Utilisation	A priori	A priori
Echelle spatiale	nationale	régionale
Variable expliquée	Rendement en sucre travaillé /ha	Rendement en sucre travaillé /ha
Variables explicatives	<ul style="list-style-type: none"> ● année ● rendement en sucre/ha à la date de prélèvement ● masse de feuilles /ha ● précipitations entre le 1^{er} janvier et le 31 juillet 	<ul style="list-style-type: none"> ● rendement en sucre/ha au stade T3 ● paramètres d'efficience de conversion du rayonnement en sucre entre le stade T3 et le 15 septembre ● rayonnement global

Tableau i.1: Quelques modèles empirique et semi-empiriques de prévision des rendements de la betterave, utilisés en France.

d'achat sont telles, qu'une régression linéaire simple est établie pour déterminer le rendement moyen final à partir du rendement au 15 septembre (figure i.1). Le modèle complet s'écrit :

$$ST = a \left(S_{T3} + \sum_{i=1}^n C_i R_i \right) + b \quad (1.2)$$

où :

- (1) ST est le rendement en sucre travaillé final (t/ha)
- (2) C_i est le coefficient d'efficience de conversion du rayonnement en sucre durant la $i^{\text{ème}}$ quinzaine suivant la date du stade T3
- (3) R_i est le rayonnement global durant la $i^{\text{ème}}$ quinzaine suivant la date du stade T3
- (4) S_{T3} est le rendement en sucre à la date initiale T3, estimé par prélèvement
- (5) a et b sont les coefficients de la régression linéaire entre le rendement en sucre travaillé final et le rendement en sucre au 15 septembre

Ce modèle n'a pas permis d'obtenir des prévisions régionales nettement plus précises et plus précoces que le modèle du SNFS, mais son approche plus mécaniste avait l'intérêt d'aboutir à des éléments de diagnostic de la variabilité inter-annuelle, voire intra-régionale, des rendements au travers de l'efficience d'utilisation de l'énergie lumineuse. Ce modèle n'est cependant pas capable de traduire directement l'effet des conditions d'implantation ou d'alimentation hydrique sur le rendement de la culture.

L'inconvénient de ces modèles empiriques ou semi-empiriques (tableau i.1) est de n'être pas utilisables en-dehors des conditions particulières dans lesquelles les relations mathématiques qui les constituent ont été établies (une région et/ou une année donnée(s) par exemple), et par construction de ne pouvoir expliquer l'élaboration des rendements par le fonctionnement du peuplement végétal dans son environnement.

Il s'agissait donc pour nous de mettre au point une méthode s'appuyant sur des outils plus déterministes, capables de représenter dans le temps le fonctionnement des cultures en interaction avec le milieu et l'itinéraire technique (Bonhomme *et al.*, 1996), les modèles mécanistes (Passioura, 1973) (figure i.2).

III. METHODE PROPOSEE

Nous avons voulu élaborer une méthode fondée sur l'utilisation spatialisée d'un modèle de croissance de la betterave sucrière, afin de répondre à la fois à l'objectif de prévision des rendements parcellaires, et à celui de diagnostic de la variabilité spatiale de ces rendements.

Il nous fallait donc :

- 1- disposer d'un modèle capable de restituer la croissance d'un peuplement de betteraves dans les conditions culturales du nord de la France,
- 2- fournir au modèle une description spatialisée suffisamment précise du sol, du climat, et des itinéraires techniques, c'est-à-dire des sources de variabilité de l'état des cultures et in fine, du rendement.

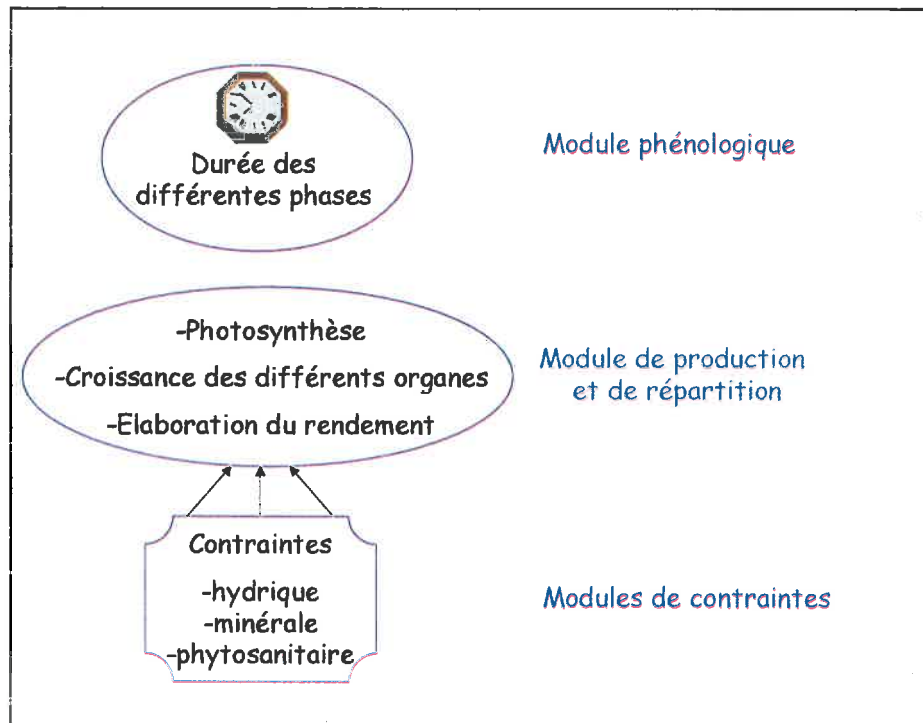


Figure i.2. : Schéma représentant les principaux constituants d'un modèle de fonctionnement de culture (d'après Bonhomme *et al.*, 1996)

Contexte agronomique et exigences pour la structure du modèle de croissance choisi

La structure du modèle choisi devait, pour qu'il puisse restituer la croissance d'un peuplement de betteraves dans les conditions culturales du nord de la France, inclure les effets des principaux facteurs de variation du rendement et de leurs interactions. Une analyse agronomique qui avait été réalisée par le laboratoire INRA de Laon-Peronne, ainsi que les résultats acquis par les équipes de recherche du laboratoire de l'IACR en Grande Bretagne, ont montré que la variabilité spatiale des rendements s'expliquait par la variabilité des résultats de la phase d'implantation de la culture d'une part, et par le stress hydrique estival d'autre part.

En effet, les planteurs avancent les dates de semis de manière à mieux positionner le cycle cultural de la betterave dans le calendrier par rapport au rayonnement disponible. De cette façon, ils cherchent à optimiser l'interception du rayonnement et à augmenter la production de biomasse (Scott et Jaggard, 1993 ; Ferré et Fleury, 1994). Cependant, l'avancée des dates de semis augmente les risques d'implantation difficile : les conditions de préparation du lit de semences se révèlent moins favorables et peuvent conduire à l'apparition d'obstacles mécaniques à la levée des plantules, tels des mottes formées au moment du travail superficiel sur un sol très humide (ou résultant d'un compactage antérieur), ou une croûte de battance due à une pluie postérieure au semis dont la probabilité d'occurrence est augmentée par l'allongement de la durée semis-levée sous l'effet des températures plus basses. Ces conditions défavorables entraînent un allongement de la période semis-levée (la somme de température nécessaire à la levée varie entre 70 et 200°C.j en base 3°C.j), une réduction de la proportion de plantes levées (de 95% à 50% de plantes levées), et une diminution de la taille des plantules elle-même corrélée à la durée semis-levée (Boiffin *et al.*, 1992). Dürr *et al.* (1999) ont montré que la variabilité des états du peuplement végétal à l'issue de cette phase d'implantation pouvait expliquer en grande partie la variabilité des rendements.

Par ailleurs, les périodes estivales de déficits hydriques, correspondant à des journées chaudes pour lesquelles la demande climatique est forte et la réserve en eau du sol insuffisante, sont courantes dans le nord de la France (Conesa *et al.*, 1979, Jaggard *et al.*, 1998). Elles entraînent une réduction de la croissance en limitant l'interception du rayonnement par les feuilles et l'efficience de la photosynthèse (Clover *et al.*, 1999). L'interception du rayonnement est réduite en raison de l'augmentation de la vitesse de sénescence des feuilles (Milford *et al.*, 1985) et de la diminution de l'allocation d'assimilats pour la production foliaire (Milford *et al.*, 1988, Werker *et al.*, 1999).

En revanche, le contingentement de la production conduit à des objectifs de rendements élevés et à l'utilisation non limitante des intrants. De plus, la haute technicité des planteurs garantit une bonne maîtrise des maladies et des parasites, soit par l'utilisation de semences appropriées (notamment des géotypes résistants à la rhizomanie), soit grâce à des programmes phytosanitaires complets élaborés par l'ITB (notamment les programmes de désherbage modulables en fonction des types d'adventices). De la même façon, la fertilisation

azotée ou phospho-potassique est généralement optimale (un grand nombre de planteurs appliquent la méthode du bilan d'azote qui permet d'optimiser rendement et qualité technologique des betteraves).

Cette connaissance préalable des conditions agronomiques de la culture betteravière dans le nord de la France, a fixé les exigences pour le choix d'un modèle de croissance.

Plusieurs modèles ont spécifiquement été développés pour simuler la croissance de peuplements de betteraves sucrières.

On trouve d'une part des modèles d'un fort niveau de complexité, fonctionnant à un pas de temps horaire. Ainsi, les modèles SUBGRO (Fick, 1971, et Fick *et al.*, 1973) et SUBGOL (Hunt, 1974, et Hunt et Loomis, 1979) simulent une croissance en conditions potentielles sans tenir compte de l'effet des contraintes hydriques et azotées du milieu sur la croissance et le développement du peuplement végétal. Dans le modèle SUBGRO, la croissance est pilotée non seulement par la disponibilité en assimilats mais aussi par le potentiel de croissance des organes et réglé par un jeu de priorités entre les puits. Le tout est régulé par les conditions environnementales (lumière et température) et par l'état hydrique interne de la plante. Cependant la formalisation du processus de sénescence des feuilles est absente (Vandendriessche et van Ittersum, 1995). SUBGOL, modèle dérivé de SUBGRO, modélise en revanche la sénescence qu'il fait varier en fonction de l'âge des feuilles et de l'auto-ombrage.

On trouve d'autre part des modèles moins complexes, intégrant les fonctions de photosynthèse, de production et de répartition des assimilats à un pas de temps journalier, mais possédant des modules de contraintes leur permettant de prendre en compte des facteurs tels que la disponibilité en eau ou en azote. Ainsi, le modèle SUCROS1 (van Keulen et van Laar, 1982 et Spitters *et al.*, 1989) qui calcule la matière sèche produite en fonction du CO₂ assimilé par le couvert, a été complété par l'ajout d'un module de bilan hydrique, donnant naissance à SUCROS2 (van Laar *et al.*, 1992). Un facteur de stress est calculé, qui régule l'efficacité de la photosynthèse et le partitionnement des assimilats. SUCROS ne simule pas la germination et la levée, mais tient compte des résultats de la phase d'implantation de la culture à travers plusieurs paramètres décrivant l'état initial de la culture. Le modèle SIUCRA (Burke, 1992), possède également un module de stress hydrique, et simule la production de matière sèche et l'accumulation de sucre dans la racine. Un module de prédiction climatique permet d'utiliser le modèle dans des conditions opérationnelles de prévision des rendements (Vandendriessche et van Ittersum, 1995). Le modèle CERES-BEET (Leviel et Crivineanu, 2000), récemment créé à partir du modèle CERES-MAIZE (Jones et Kiminy, 1986), décompose l'élaboration du rendement de la betterave en deux phases, l'une allant du semis à la levée, l'autre de la levée à la récolte. La durée de la première phase est constante, et correspond environ à 800°C.j. Des facteurs de stress hydrique et azoté sont calculés par des sous-modèles indépendants les uns des autres fonctionnant avec leurs propres entrées et sorties. Ces facteurs pondèrent les valeurs des variables d'état du modèle calculées une première fois en conditions potentielles de croissance (Leviel, 2000). Le modèle STICS-betterave (Ponsardin *et al.*, 2000) simule la croissance d'un peuplement de betteraves en conditions limitantes d'apport hydrique et azoté, mais ne prend pas en compte explicitement

le résultat de l'implantation. Les modèles CERES-BEET et STICS-betterave ont été calibrés à l'aide de plusieurs jeux de données expérimentales, mais n'ont pas encore été validés sur des données indépendantes.

Parmi ces modèles, SUCROS est apparu le plus apte à reproduire les effets des conditions d'implantation et d'alimentation hydrique sur le fonctionnement du peuplement végétal, et a été choisi pour l'élaboration de notre méthode.

Spatialisation du modèle de croissance

L'application du modèle à l'ensemble d'un bassin sucrier nécessite de renseigner correctement les variables d'entrée et paramètres caractérisant la variabilité du milieu et des itinéraires techniques en chaque parcelle de la région étudiée. Or, on ne dispose pas aisément de la connaissance de l'ensemble de ces paramètres et conditions initiales lorsque l'on travaille sur un bassin sucrier dont la taille représente environ 15 500 ha, soit 2000 parcelles et près de 1000 planteurs.

La télédétection dans le domaine solaire peut indirectement permettre d'accéder à des estimations spatialement distribuées de ces paramètres et variables d'entrées des modèles. En effet, les couverts végétaux réfléchissent des flux d'énergie sous forme de rayonnements électromagnétiques, et la variation relative de l'énergie réfléchie en fonction de la longueur d'onde (réflectance spectrale, cf Annexe 1) traduit un état du couvert végétal à un moment donné (Guyot, 1989). Les modèles de transfert radiatif dans le couvert, qui décrivent la physique de l'interaction entre le rayonnement et le couvert végétal, sont capables de simuler ces phénomènes et de mettre en relation un état du couvert décrit par une ou plusieurs variables biophysiques, avec le rayonnement électromagnétique réfléchi. Les satellites d'observation de la Terre, comme le satellite SPOT, permettent d'acquérir dans le domaine visible-proche infra rouge, des mesures répétées de ces rayonnements et donc d'avoir un véritable suivi de certaines caractéristiques biophysiques des couverts tout au long du cycle cultural, avec une résolution spatiale compatible avec la taille du parcellaire agricole.

Les variables biophysiques caractéristiques du couvert végétal peuvent être déduites de ces rayonnements mesurés par l'inversion des modèles de transfert radiatif. Si la variable accessible par télédétection est compatible avec la variable d'état du modèle de fonctionnement de la culture, il est possible d'utiliser l'information obtenue par télédétection dans une procédure de contrôle du modèle de fonctionnement, ou procédure d'assimilation. On appelle assimilation de la donnée de télédétection dans le modèle de fonctionnement de la culture, le procédé qui consiste 1) à considérer cette donnée ponctuelle comme la traduction d'un état « vrai » du couvert et 2) à contraindre le modèle de fonctionnement de la culture à prendre cet état « vrai » en considération (Guérif *et al.*, 1996a). Dans cette procédure, une méthode d'optimisation ré-estime les valeurs des paramètres et conditions initiales du modèle, en minimisant l'écart entre la variable d'état simulée et la variable fournie par télédétection. Ainsi, la mise en œuvre de cette procédure d'assimilation en tout point d'une région d'intérêt peut permettre de ré-étalonner spatialement le modèle de fonctionnement de la culture.

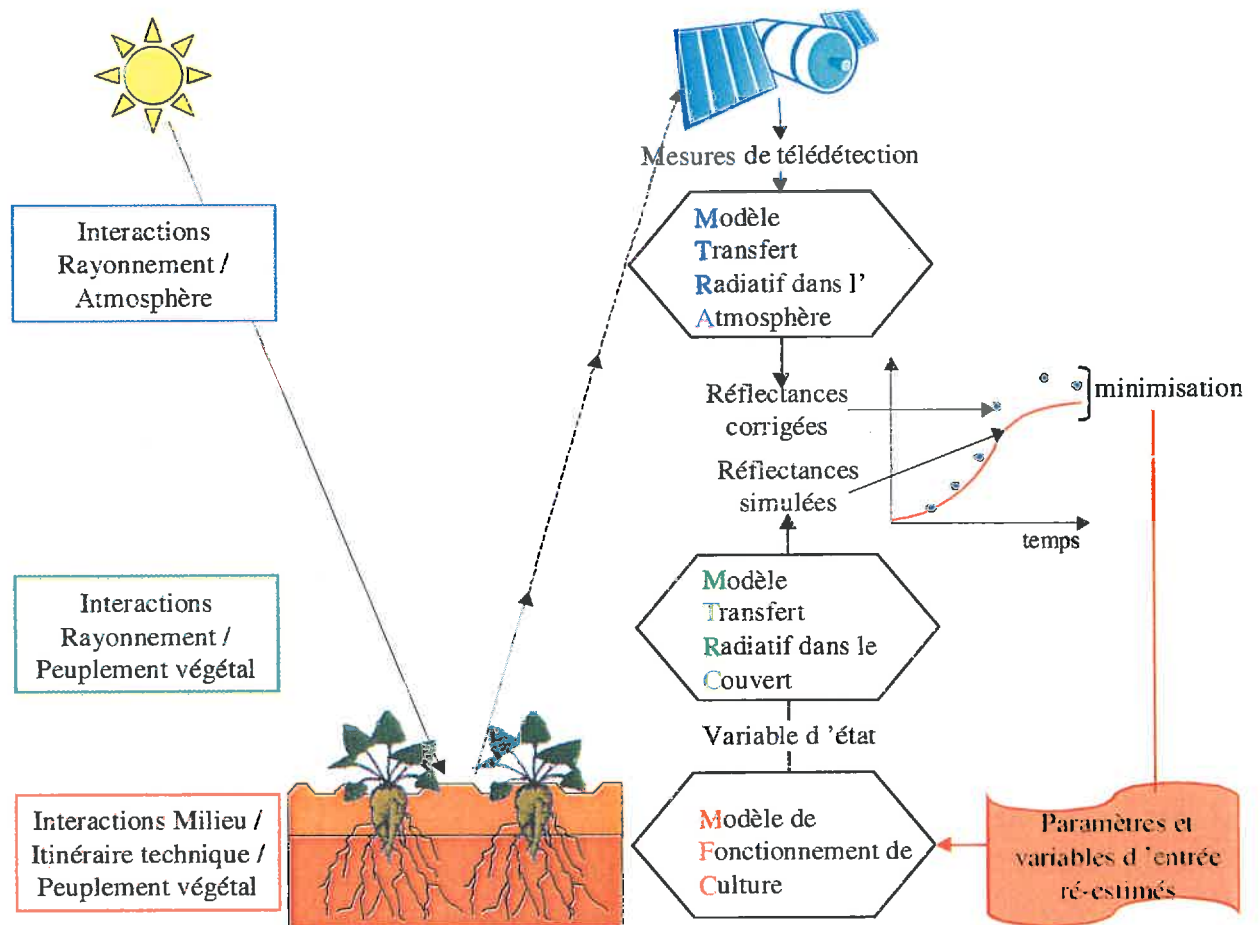


Figure i.3 : Schéma présentant le principe de l'assimilation de données de télédétection dans un modèle de fonctionnement de culture, et les outils mis en œuvre

La figure i.3 présente les différentes étapes de la procédure. Les réflectances mesurées par télédétection sont d'abord corrigées des perturbations du signal liées à son trajet dans l'atmosphère, par un modèle de transfert radiatif dans l'atmosphère. On obtient ainsi des valeurs de réflectances similaires à celles qui auraient été mesurées par un capteur situé juste au-dessus de la surface du couvert. Le modèle de culture est couplé à un modèle de transfert radiatif dans le couvert par le biais d'une variable d'état, le LAI par exemple, qui est ainsi traduite en réflectance simulée. La minimisation de l'écart entre la réflectance simulée et la réflectance mesurée (en réalité corrigée à partir de la mesure de télédétection), permet l'ajustement de certains paramètres et variables d'entrée du modèle de culture.

Cette méthode a déjà été explorée par plusieurs équipes (Maas, 1988, Delécolle et Guérif, 1988, Bouman, 1992, Maas, 1993, Clevers et Leeuwen, 1996, Moulin *et al.*, 1996, Prévot *et al.*, 1998, Weiss *et al.*, 2001), dans le but d'estimer le rendement moyen régional ou parcellaire d'une culture (Maas, 1988 et 1993, Clevers et Leeuwen, 1996) sur une région donnée. Les paramètres et variables à ré-estimer ont été choisis de manière à ce que la procédure d'assimilation soit la plus efficace possible. En général, ils ont été déterminés à l'issue d'une analyse de sensibilité du modèle de fonctionnement de la culture couplé ou non au modèle de transfert radiatif dans le couvert (Clevers *et al.*, 1994, Weiss *et al.*, 2001). Les performances de l'assimilation sont évaluées uniquement sur l'estimation des rendements et non sur la ré-estimation des paramètres et variables d'entrée. Il en résulte que les rendements estimés peuvent être très proches de la réalité sans que le fonctionnement du peuplement végétal durant le cycle cultural soit correctement restitué par le modèle de fonctionnement de la culture. Par ailleurs, les paramètres ajustés localement par assimilation ne représentent pas toujours des caractéristiques ou des phénomènes variables spatialement, et les gammes dans lesquelles ils varient ne sont pas toujours plausibles.

Nous avons voulu évaluer plus à fond les potentialités de ce type de méthode. En effet, nous attendions de la méthode à élaborer qu'elle permette de prévoir les rendements, mais également qu'elle fournisse des éléments de diagnostic nous permettant de comprendre et d'expliquer la variabilité spatiale de l'état des cultures sur la région étudiée. Ces éléments de diagnostic, ou « indicateurs », devaient pouvoir se substituer à des mesures de terrain et être utilisés par les services betteraviers dans une démarche de compréhension des phénomènes, pour aboutir à une meilleure maîtrise de l'itinéraire technique. Le modèle de croissance, parce qu'il gère de façon simultanée l'évolution du peuplement végétal et de son environnement, fournit de nombreuses variables d'état susceptibles de jouer ce rôle d'indicateurs. Ces variables caractérisant un état de croissance ou un état du milieu à un moment donné, sont supposées correctement simulées puisque le modèle a été ré-étalonné spatialement par assimilation. Ainsi les variables décrivant l'état du peuplement végétal pendant la phase d'installation du couvert, ou celles caractérisant la réponse hydrique des plantes à la demande climatique, peuvent être des indicateurs des conditions dans lesquelles s'est déroulée l'implantation de la culture et du stress hydrique subi pendant l'été. Les variables « indicateurs » peuvent être des variables d'état du modèle, ou bien des paramètres et variables d'entrée directement ré-estimés par assimilation (figure i.4).

Un premier travail avait été réalisé dans ce sens par C. Duke (1997), qui avait permis de mettre au point et de tester la méthode localement sur une parcelle expérimentale, à l'aide de mesures radiométriques réalisées au sol, en couplant le modèle SUCROS1 avec un modèle de transfert radiatif dans le couvert. Ce travail avait montré l'intérêt de la méthode pour contraindre le modèle de culture à reproduire une phase d'implantation difficile et ses effets sur l'élaboration du rendement final (Guérif et Duke, 1998), et défini un certains nombres de conditions de son application à l'ensemble d'un bassin sucrier (Guérif et Duke, 2000).

IV. DEMARCHE

La méthode a été élaborée puis validée à l'aide de données acquises pendant la campagne culturale de l'année 1995, sur deux bassins sucriers picards.

La première étape de notre travail a consisté à acquérir et traiter les informations spatialisées nécessaires à la mise en œuvre de la méthode et à sa validation (Chapitre 1). Un investissement important a été fait sur la correction atmosphérique des images de télédétection (Annexe 2).

Puis nous avons adapté le modèle SUCROS à son couplage avec la télédétection, et l'avons modifié de façon à ce qu'il décrive mieux les effets du stress hydrique sur la croissance et le développement de la plante, en vertu de ce que l'analyse agronomique préalable avait montré. Le modèle a alors été évalué sur sa capacité à prédire, seul, la variabilité spatiale des rendements à l'échelle du bassin sucrier (Chapitre 2). Nous avons ainsi mis en évidence les limites du modèle à son utilisation spatialisée, et proposé des variables d'entrée et paramètres du modèle à ré-estimer par assimilation de données de télédétection, afin de repousser ces limites.

Nous avons alors mis en œuvre la procédure d'assimilation (Chapitre 3). En premier lieu, nous avons cherché à quantifier et caractériser les erreurs induites dans la procédure par l'utilisation de modèles de transfert radiatif « annexes » (figure i.3), sachant que ces erreurs pourraient à tort être prises en compte dans la ré-estimation des paramètres et variables d'entrée. Nous avons tenté de limiter l'impact de ces erreurs afin que les valeurs ré-estimées des paramètres et variables d'entrée ne les compensent pas. Nous avons ensuite confirmé le choix des variables et paramètres à ré-estimer par une analyse de la sensibilité du modèle SUCROS. Enfin, nous avons évalué les performances de la procédure d'assimilation de données de télédétection dans le modèle de croissance, pour la prévision et le diagnostic de l'état des cultures sur une ensemble de parcelles échantillonnées. Cette analyse nous a conduit à rechercher les stratégies d'assimilation les mieux adaptées aux objectifs et aux conditions d'application de la procédure.

Chapitre 1

Outils et Données



PLAN DU CHAPITRE 1

I. OUTILS.....	9
I.1. Domaine de mise en œuvre et d'évaluation de la méthode.....	9
I.2. Les modèles utilisés, leurs variables et paramètres.....	9
I.2.1. Le modèle de fonctionnement de la betterave : SUCROS.....	9
I.2.2. Le modèle de transfert radiatif dans le couvert : SAIL.....	11
I.2.3. Le modèle de transfert radiatif dans l'atmosphère : SMAC.....	13
I.2.4. Assemblage des modèles dans la procédure d'assimilation.....	14
I.3. La méthode d'assimilation.....	14
I.3.1. La variable d'ajustement : l'indice de végétation TSAVI.....	15
I.3.2. L'algorithme et le critère de minimisation.....	15
I.3.3. Les paramètres et leur gamme de variation.....	17
II. DONNEES.....	17
II.1. Les données d'entrée.....	18
II.1.1. Du modèle de fonctionnement de la culture SUCROS.....	18
II.1.2. Du modèle de transfert radiatif dans le couvert SAIL, et de calcul de l'indice TSAVI.....	19
II.1.3. Du modèle de transfert radiatif dans l'atmosphère SMAC.....	21
II.2. Les données de validation.....	22
II.2.1. Validation globale.....	22
II.2.2. Validations intermédiaires.....	23
III. ECHELLE DE TRAVAIL : L'UNITE DE FONCTIONNEMENT.....	24

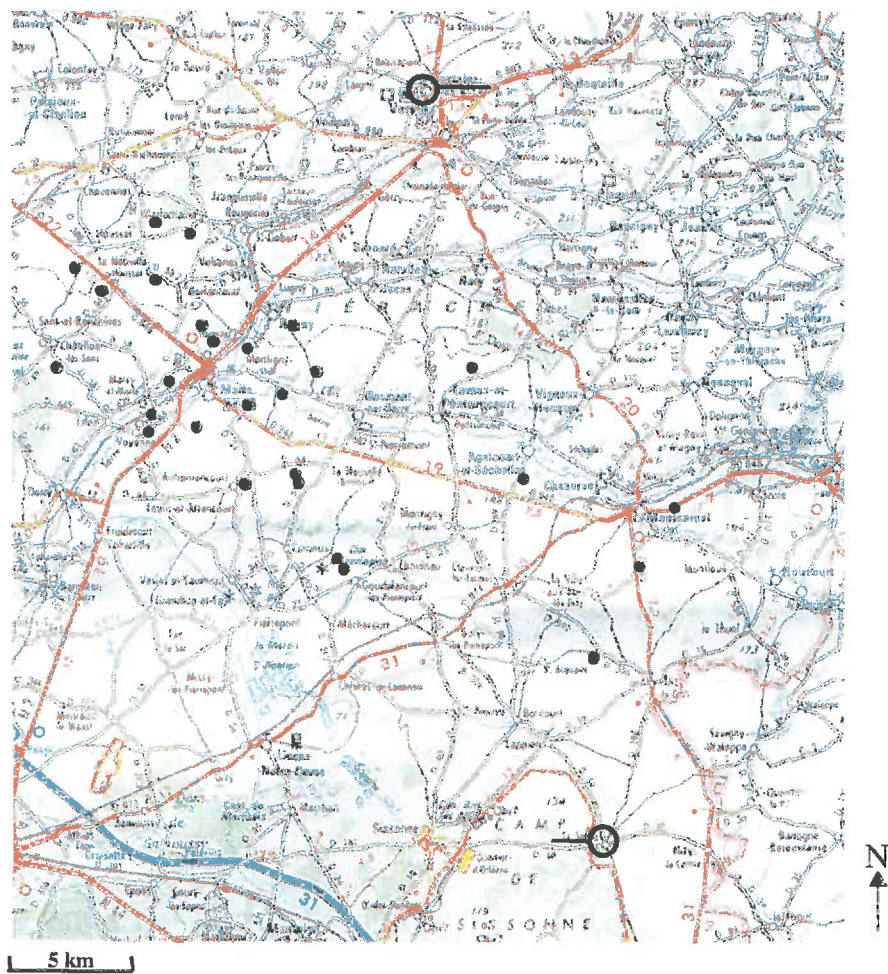


Figure 1.1: Situation géographique des bassins sucriers d'Eppeville et Marle (● parcelles échantillonnées, ○– postes synoptiques de Météo France) (IGN, top 250, Paris, 1999)

CHAPITRE 1

OUTILS ET DONNEES

Ce chapitre a pour objet de présenter les différents outils, ou modèles, et les données qui ont été mobilisés pour mettre en œuvre et évaluer notre méthode.

I. OUTILS

Après avoir défini le domaine spatial et temporel dans lequel la méthode a été mise en œuvre et évaluée, nous caractérisons les trois modèles utilisés dans la procédure d'assimilation. Pour chacun des modèles, le modèle de fonctionnement de la culture, le modèle de transfert radiatif dans le couvert et le modèle de transfert radiatif dans l'atmosphère, nous décrivons les hypothèses de base et le fonctionnement général, ainsi que les principaux paramètres et variables. Enfin, nous expliquons de quelle manière sont assemblés ces modèles et comment est appliquée la méthode d'optimisation qui permet de ré-estimer les paramètres et variables d'entrée de SUCROS.

I.1. Domaine de mise en œuvre et d'évaluation de la méthode

Les données d'entrée, de validation et d'évaluation de la méthode ont été acquises par l'équipe INRA de Laon durant la campagne culturale de l'année 1995 sur 2 bassins sucriers de l'Aisne approvisionnant les sucreries d'Eppeville (Société Saint Louis Sucre) et de Marle (Société Eridiana Beghin Say alors CFS), avec la collaboration des services betteraviers de ces sucreries et de l'ITB. Ces deux zones couvrent chacune une surface d'environ 20x30 km². Elles ont été choisies de façon à répondre à certaines contraintes liées à la méthode :

- elles ne présentent pas de relief, ce qui garantit une meilleure interprétation des données de télédétection,
- elles sont situées sur une large gamme de types de sols (limons argileux, limons sableux, affleurements de craie), favorisant la variabilité inter-parcellaire des conditions d'implantation et d'alimentation hydrique de la culture.

Sur ces deux bassins, 48 parcelles ont été sélectionnées (figure 1.1), de façon à faire varier le plus possible les types de sols et les techniques culturales. Les différentes mesures réalisées sur ces parcelles seront détaillées plus loin.

I.2. Les modèles utilisés, leurs variables et paramètres

I.2.1. Le modèle de fonctionnement de la betterave : SUCROS

Le modèle de culture SUCROS (Simple and Universal CROp growth Simulator) (van Keulen et van Laar, 1982, Spitters *et al.*, 1989, van Laar *et al.*, 1992), est un modèle mécaniste simulant la production de biomasse de la betterave depuis la levée jusqu'à la récolte à un pas de temps journalier (figure 1.2), et dont les variables de forçage sont des variables climatiques (température, rayonnement global, pluie, vent, humidité de l'air).

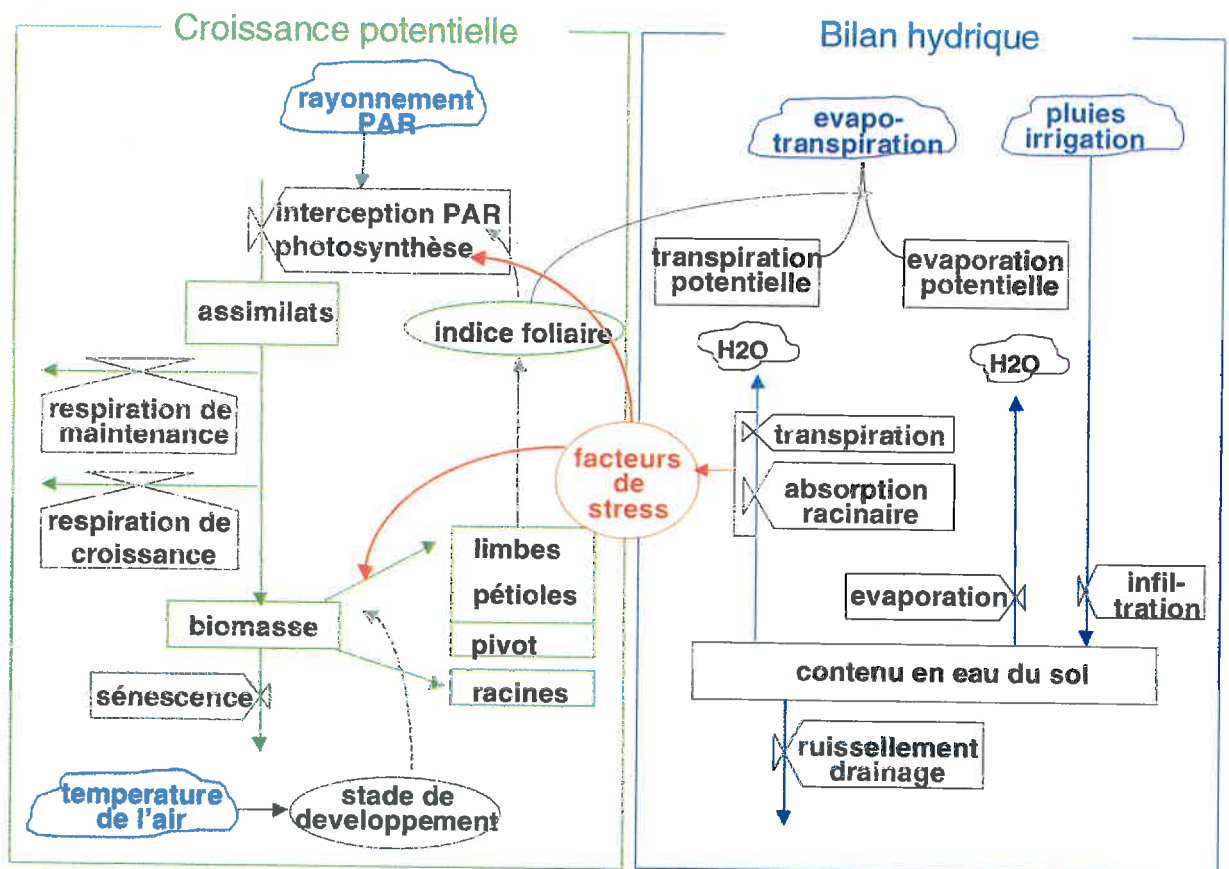


Figure 1.2: Présentation globale du modèle SUCROS et de son module de bilan hydrique (extrait de Guérif *et al.*, 2000).

Il calcule chaque jour l'indice foliaire de la culture, et détermine ainsi une nouvelle surface d'interception de la lumière pour le jour suivant. Au jour de la récolte, SUCROS fournit le rendement « en racine » (Caneill, 1988) c'est-à-dire le poids sec en tonnes/ha des organes de stockage (pivot+collet). Le poids frais équivalent est déduit du poids sec à l'aide d'une table décrivant l'évolution de la teneur en eau des organes de stockage en fonction de la somme de température depuis l'émergence de la plante. Le rendement en sucre correspond à 75% du rendement « en racine » sec. Le calcul journalier de biomasse produite est fondé sur le taux d'assimilation de CO₂, dépendant du rayonnement absorbé et de la température, avec une modulation en fonction de l'âge de la plante. Une partie des carbohydrates produits participe à la respiration de maintenance, tandis que l'autre est transformée en biomasse moyennant un coût énergétique de croissance dépendant de l'organe considéré. La répartition de la biomasse vers les différents organes varie en fonction de l'âge phénologique de la plante (Smit et Struik, 1995). Un bilan entre la surface foliaire nouvellement créée à partir de la biomasse allouée aux feuilles, et la surface foliaire perdue par sénescence, permet de calculer la variation journalière de l'indice foliaire.

Le modèle simule l'implantation de la culture depuis la levée (exprimée comme une somme de température en base 3°C à partir du semis) jusqu'à ce que les plantes entrent en compétition pour la lumière (pour une valeur de l'indice foliaire de 0.75). Durant cette période, l'indice foliaire (LAI) est une fonction exponentielle (Eq. 1.1) de la somme de températures depuis la levée, et dépend de quatre paramètres :

$$LAI = LA0 \times NPL \times \exp(RGRL \times (ST - TMSEM)) \quad (1.1)$$

- (1) LA0 la surface foliaire par plante à la levée (valeur mesurée par interpolation)
- (2) NPL le nombre de plantes levées par m²
- (3) RGRL la vitesse relative de croissance en surface des feuilles (m² feuilles créées / m² feuilles existantes / °C·jour)
- (4) TMSEM la somme de température nécessaire à la levée en base 3°C, ST étant la somme de température en base 3°C depuis le semis.

Les valeurs par défaut de ces paramètres sont 0.98 cm² plante⁻¹ pour LA0, 11.1 plantes m⁻² pour NPL, 0.156 m².m⁻².(°C.jour)⁻¹ pour RGRL, et 120°C.j pour TMSEM. Le paramètre RGRL peut être considéré comme constant dès lors que ne s'exercent pas de forts facteurs limitants (Dürr et Boiffin, 1995), mais les autres paramètres doivent être renseignés pour chaque situation culturale.

SUCROS décrit la production en conditions d'alimentation hydrique limitante (Van Laar *et al.*, 1992), mais ne tient compte d'aucun autre facteur limitant tel que la disponibilité de l'azote, la compétition avec les adventices ou la présence de parasites. Le sol est décrit comme un réservoir multi-couches, chaque couche étant caractérisée par son épaisseur et ses propriétés hydriques (teneurs en eau pour des niveaux caractéristiques de potentiel de l'eau dans le sol). Les racines colonisent le sol par progression verticale, jusqu'à atteindre une profondeur maximale ou un stade physiologique déterminé par une somme de température au-delà de laquelle la croissance racinaire est stoppée. La vitesse de croissance racinaire est supposée constante tout au long du cycle cultural. Un module de gestion de l'eau dans le sol

Paramètres et variables d'entrée de SUCROS	Symbole	Unité	Définition
Caractérisant l'implantation	SWD	jour	Date de semis
	LA0	m ² plante ⁻¹	Surface foliaire initiale par plante à la levée
	NPL	plantes m ⁻²	Nb plantes levées
	TMSEM	°C·j	Somme de température nécessaire à la levée
	RGRL	m ² ·m ⁻² ·°C·j ⁻¹	m ² feuilles créées par m ² de feuilles existantes par °C·j
Caractérisant le réservoir sol	NL	-	Nb de couches de sol
	TKL	m	Épaisseur des couches
	WCWP	cm ³ eau · cm ⁻³ sol	Humidité volumique au point de flétrissement
	WCFC	cm ³ eau · cm ⁻³ sol	Humidité volumique à la capacité au champ
	WCQTM	cm ³ eau · cm ⁻³ sol	Humidité volumique initiale
Caractérisant l'aptitude de la plante à coloniser le réservoir sol	ZRTMC	m	Profondeur maximale des racines
	EZRTC	m·j ⁻¹	Vitesse de croissance racinaire moyenne
	TSMRD	°C·j	Somme de température au-delà de laquelle il n'y a plus croissance racinaire

Tableau 1.1: Liste des paramètres et variables d'entrée du modèle SUCROS relatifs à l'implantation et à l'alimentation hydrique de la culture.

et la plante calcule chaque jour l'évaporation du sol et la transpiration de la plante. L'évaporation de chaque couche de sol est calculée à partir d'une évaporation potentielle globale correspondant à la demande climatique, et d'un facteur d'extraction d'eau relatif à la couche. Ce facteur dépend de la profondeur, de l'épaisseur et de l'humidité de la couche. La transpiration réelle est calculée à partir de la demande climatique et de la disponibilité en eau de chaque couche du sol. Un facteur de stress hydrique, FSH, compris entre 0 et 1 est calculé par le rapport des transpirations réelle et potentielle. Il régule l'efficacité de la photosynthèse en limitant directement le taux de CH_2O produit par le couvert en fonction du CO_2 absorbé chaque jour. Un second facteur de stress hydrique, qui prend la valeur 0.5 lorsque le premier facteur est nul (stress maximal), et la valeur du premier facteur lorsque celui-ci est compris entre 0.5 et 1, intervient sur le partitionnement des assimilats entre les racines fibreuses et le reste de la plante, en favorisant l'allocation des assimilats vers les racines fibreuses en cas de fort stress hydrique.

Nous avons répertorié dans le tableau 1.1 l'ensemble des paramètres et variables d'entrée de SUCROS relatifs à l'implantation et à l'alimentation hydrique de la culture.

L'indice foliaire simulé chaque jour par SUCROS constitue la variable compatible avec le modèle de transfert radiatif dans le couvert, qui permet par la suite d'assimiler les données de télédétection.

L2.2. Le modèle de transfert radiatif dans le couvert : SAIL

Nous avons besoin d'un modèle de transfert radiatif relativement simple, c'est-à-dire avec un nombre restreint de paramètres à renseigner, afin de limiter les erreurs engendrées dans la procédure par l'utilisation de modèles supplémentaires. Mais il fallait cependant que ce modèle soit d'une part susceptible d'intégrer la variable LAI afin d'assurer l'interface avec le modèle de culture SUCROS, et d'autre part capable de décrire la variabilité spatiale des couverts végétaux et des sols au travers de leurs propriétés optiques. Le modèle SAIL (Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves) (Verhoef, 1984 et 1985) a été retenu, qui permet de calculer la réflectance directionnelle du couvert, à partir des propriétés optiques des feuilles (réflectance et transmittance), de la réflectance du sol, des angles zénithaux et azimutaux d'éclairement et de visée, et de la structure du couvert (angle foliaire et LAI) (cf Annexe 1 pour la définition de ces différentes grandeurs physiques).

Le modèle SAIL décrit les transferts radiatifs de flux directs et diffus dans un milieu absorbant ou diffusant supposé homogène et infiniment étendu, sur la base d'un système de 4 équations différentielles linéaires connu sous le nom de système de Suits (1972) et dérivé du système d'équations de Kubelka-Munk (1931) (Eq. 1.2) :

$$dE_s = kE_s dx \quad (1.2 A)$$

$$dE_{\downarrow} = -sE_s dx + aE_{\downarrow} dx - \sigma E_{\uparrow} dx \quad (1.2 B)$$

$$dE_{\uparrow} = s' E_s dx + \sigma E_{\downarrow} dx - aE_{\uparrow} dx \quad (1.2 C)$$

$$dE_0 = wE_s dx + vE_{\downarrow} dx + uE_{\uparrow} dx - KE_0 dx \quad (1.2 D)$$

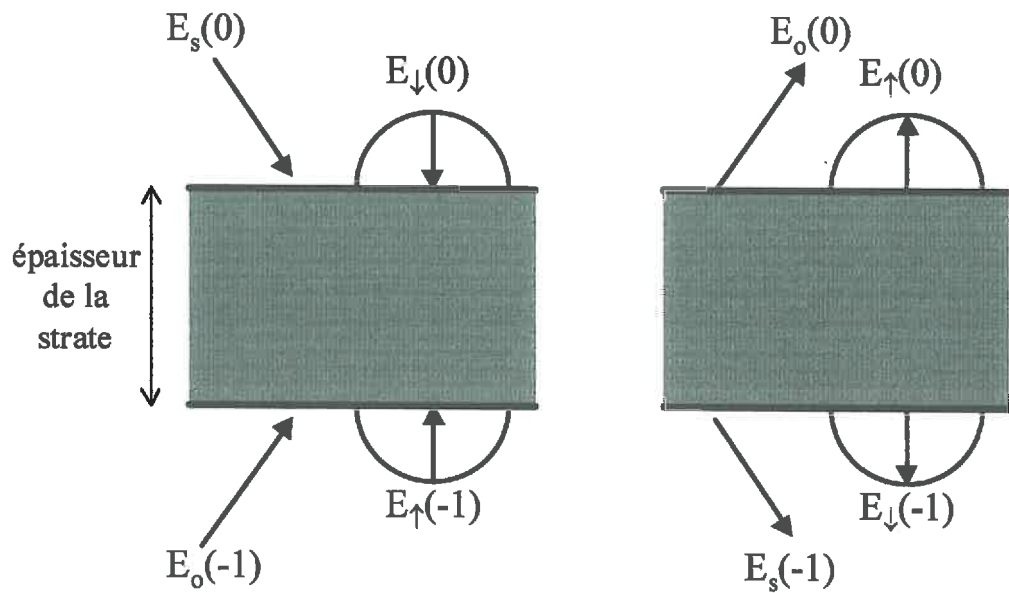


Figure 1.3: Flux incidents et sortants de SAIL pour une strate isolée (d'après Verhoef, 1985)

Paramètres de SAIL	Symbole	Unité	Définition
Caractérisant la structure de la canopée et les propriétés optiques des feuilles	LAI	$m^2 \text{ plante } m^{-2} \text{ sol}$	Indice foliaire
	ALA	radians	Angle moyen foliaire
	$\rho_F(\lambda)$	-	Réflectance spectrale d'une feuille
	$\tau_F(\lambda)$	-	Transmittance spectrale d'une feuille
	hot spot	$m \cdot m^{-1}$	Paramètre de hot spot
Caractérisant les propriétés optiques du sol	$\rho_{SBID}(\lambda)$	-	Réflectance spectrale bidirectionnelle du sol
	$\rho_{SHD}(\lambda)$	-	Réflectance spectrale hémisphérique directionnelle du sol
	$\rho_{SBiH}(\lambda)$	-	Réflectance spectrale bihémisphérique du sol
Caractérisant les conditions de visée et d'éclairement	θ_O	radians	Angle zénithal de visée
	θ_S	radians	Angle zénithal d'éclairement direct
	φ	radians	Angle azimutal entre source d'éclairement et direction d'observation
	skyl	-	Fraction diffuse du rayonnement incident total

Tableau 1.2: Liste des paramètres du modèle SAIL

où :

- (1) E_s est le flux directionnel incident
- (2) E_{\downarrow} et E_{\uparrow} sont les flux diffus descendant et montant
- (3) E_0 le flux directionnel dans la direction de l'observateur
- (4) x est l'épaisseur du milieu
- (5) k et K sont les coefficients d'atténuation des flux directionnels incident et dans la direction de l'observateur
- (6) a est le coefficient d'atténuation des flux diffus E_{\downarrow} et E_{\uparrow}
- (7) σ est le coefficient de rétrodiffusion des flux diffus E_{\downarrow} et E_{\uparrow}
- (8) s et s' sont les coefficients de diffusion du flux directionnel incident contribuant respectivement à E_{\downarrow} et E_{\uparrow}
- (9) w , v et u sont les coefficients de diffusion du flux directionnel incident, et des flux diffus E_{\downarrow} et E_{\uparrow} .

L'expression analytique des coefficients du système de Suits est donnée par Verhoef (1984). Les coefficients dépendent de l'angle foliaire, de la réflectance et de la transmittance hémisphériques des feuilles, de la densité de surface foliaire (ou de l'indice foliaire pour un couvert monocouche), et des angles d'observation et de visée.

Ce système est traduit en expression de « bilans de flux entrants et sortants » au niveau de chaque strate de couvert végétal (figure 1.3) (Baret et Podaire, 1990). Il est résolu à partir de conditions limites appropriées qui assurent la continuité entre le couvert et le milieu extérieur. Cela nécessite la connaissance de deux nouveaux paramètres, la réflectance du sol d'une part, et la fraction diffuse du rayonnement solaire pour la liaison avec l'atmosphère d'autre part. On arrive finalement à une solution permettant de calculer la réflectance directionnelle du couvert. Les paramètres de SAIL sont présentés dans le tableau 1.2.

Le couvert est supposé homogène infiniment étendu, les feuilles étant lambertiennes (cf Annexe 1), de propriétés optiques identiques sur les 2 faces et de distribution azimutale aléatoire. La hauteur du couvert n'intervient que par l'intermédiaire de l'indice foliaire et le sol n'est pas obligatoirement lambertien.

SAIL est un modèle simple, peu coûteux en temps de calcul, et aisément inversible. Il a été comparé à quelques données expérimentales et semble assez réaliste (Badwhar *et al.*, 1985, Goel et Deering, 1985). Il a été amélioré pour la prise en compte du hot-spot et validé pour la simulation de la réflectance d'un couvert de betteraves (Andrieu *et al.*, 1997). Duke (1997) a introduit un calcul du paramètre « angle foliaire » en fonction de l'indice foliaire, pour la betterave. Enfin, Duke et Guéris (1998) ont évalué l'erreur engendrée sur la simulation de la réflectance du couvert par une mauvaise estimation des paramètres caractéristiques de la végétation et du sol, et ont proposé des solutions pour minimiser cette erreur (nous les exposerons par la suite).

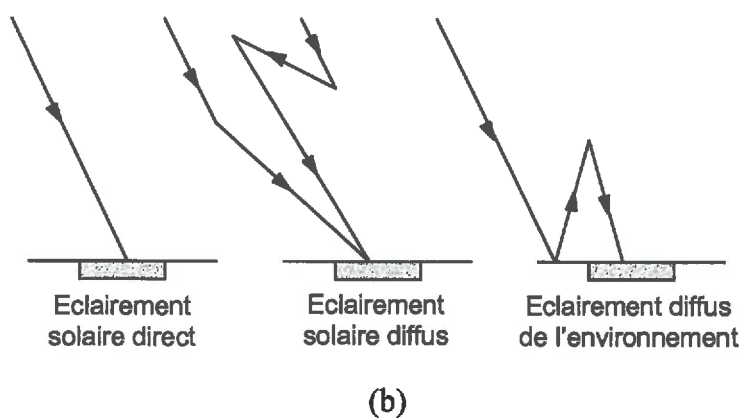
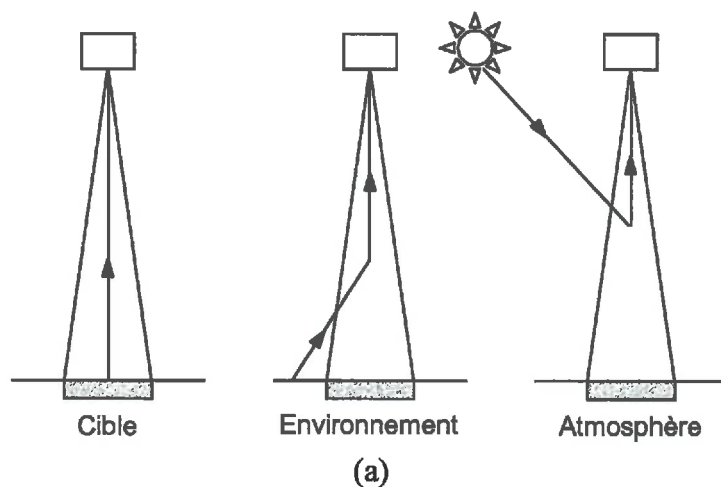


Figure 1.4: Représentation schématique des contributions au signal mesuré par le capteur: (a) différents termes parvenant au capteur (b) différentes sources d'éclairage de la cible (d'après Guyot, 1989)

Paramètres de SAIL	Symbole	Unité	Définition
Caractérisant les géométries de visée et d'éclairage	θ_s	radians	Angle zénithal d'éclairage
	ϕ_s	radians	Angle azimutal d'éclairage
	θ_v	radians	Angle zénithal de visée
	ϕ_v	radians	Angle azimutal de visée
Caractérisant l'atmosphère	u_{H_2O}	$g \cdot cm^{-2}$	Contenu de l'atmosphère en vapeur d'eau
	u_{O_3}	cm-atm	Contenu de l'atmosphère en ozone
	τ_{550}	$m^2 \cdot m^{-2}$	Épaisseur optique des aérosols à 550 nm

Tableau 1.3: Liste des paramètres du modèle SMAC

I.2.3. Le modèle de transfert radiatif dans l'atmosphère : SMAC

Afin de corriger les réflectances acquises par les capteurs satellitaires et aéroportés des perturbations entraînées par la traversée de l'atmosphère, nous avons utilisé en mode inverse le modèle de correction atmosphérique SMAC (Simplified Method for Atmospheric Correction) (Rahman et Dedieu, 1994) qui simule, dans le domaine optique, une réflectance bidirectionnelle au sommet de l'atmosphère à partir d'une réflectance bidirectionnelle à la surface terrestre.

Le rayonnement mesuré est contaminé par son interaction avec l'atmosphère lors de sa double traversée, du soleil vers la cible, et de la cible vers le capteur. Cette perturbation s'explique par deux processus étroitement liés à la composition de l'atmosphère : l'absorption et la diffusion des photons par les molécules et les aérosols. Les photons absorbés contribuent à échauffer l'atmosphère qui ré-émet cette énergie à des longueurs d'onde beaucoup plus grandes, dans l'infra-rouge. Les photons diffusés sont ré-émis à la même longueur d'onde, mais dans une direction différente.

Le capteur reçoit donc un rayonnement direct provenant de la cible visée, et des rayonnements diffus provenant de l'atmosphère et de l'environnement de la cible (figure 1.4.a). L'ensemble de ces rayonnements a été en partie absorbé au cours du trajet de la cible au capteur. La part du signal utile est celle provenant de la cible. Elle dépend des propriétés optiques de la cible et de l'éclairement dont celle-ci a bénéficié. De la même façon, cet éclairement correspond à un rayonnement provenant directement du soleil, et à des rayonnements diffus provenant de l'atmosphère et de l'environnement de la cible (figure 1.4.b) (Tanré, 1990).

Le signal mesuré par le capteur s'écrit sous la forme d'un bilan (Eq. 1.3) :

$$\rho^*(\lambda) = t_g \{ \rho_a(\lambda) + A\rho_c(\lambda) + B\rho_e(\lambda) \} \quad (1.3)$$

où :

- (1) $\rho^*(\lambda)$ est la réflectance bidirectionnelle mesurée,
- (2) $\rho_a(\lambda)$ est la réflectance atmosphérique,
- (3) $\rho_c(\lambda)$ est la réflectance de la cible et
- (4) $\rho_e(\lambda)$ est la réflectance de l'environnement de la cible.
- (5) t_g est le facteur de transmission gazeuse représentant l'absorption moléculaire. Il pondère l'ensemble des signaux.

La réflectance de l'environnement est en général considérée égale à celle de la cible lorsqu'on travaille avec des résolutions de l'ordre du km (Rahman et Dedieu, 1994). En revanche, dans le cas d'images à très haute résolution, la différence de réflectance entre la cible et son environnement est a priori non négligeable.

Le modèle SMAC s'appuie sur l'équation du modèle de transfert radiatif Eq. 1.3, et considère dans sa version initiale, qu'il n'y a pas d'effets d'environnement. Il ignore les variations verticales des propriétés optiques de l'atmosphère et fait l'hypothèse que la surface visée est lambertienne. Chacun des termes de l'équation Eq. 1.3 décrit un processus particulier

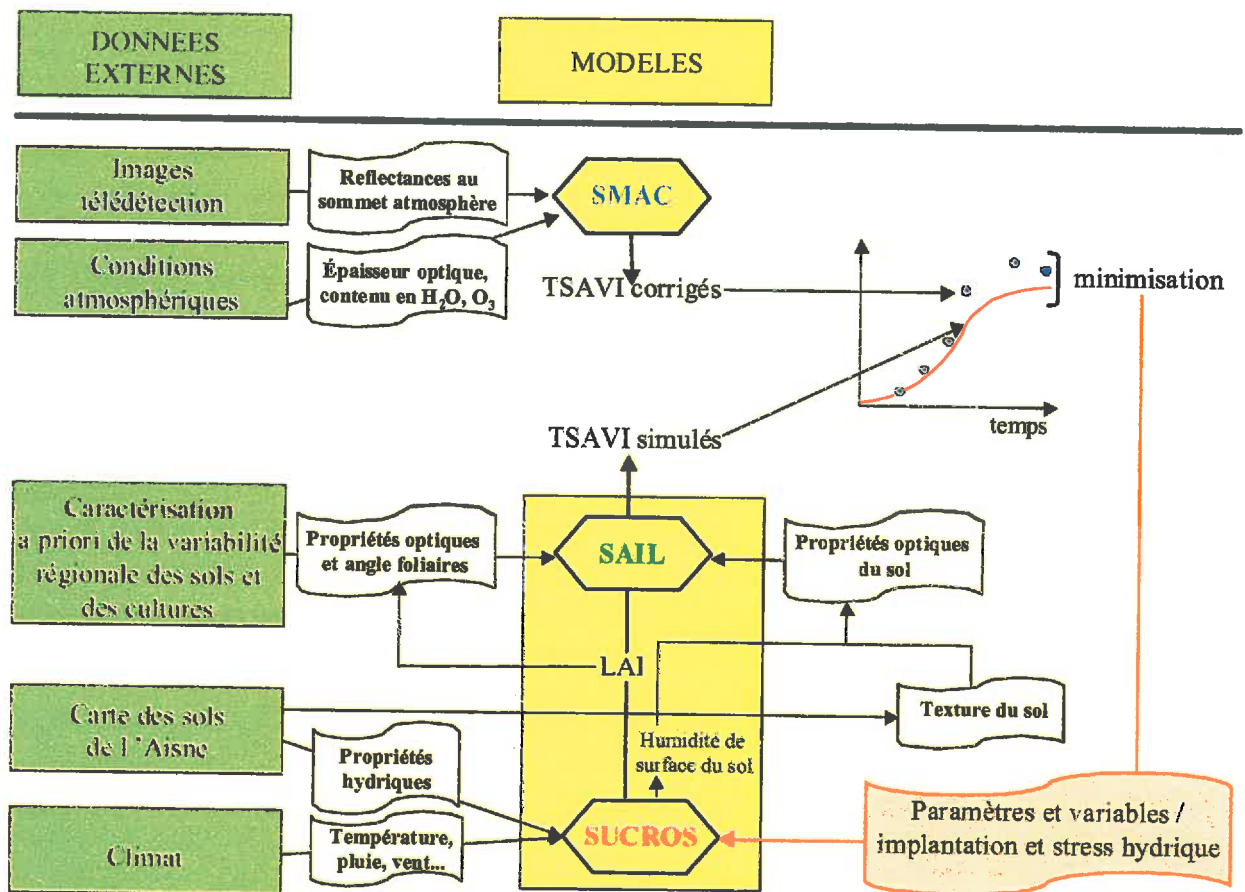


Figure 1.5: Modèles et données impliqués dans la procédure d'assimilation mise en œuvre

d'interaction entre le rayonnement électromagnétique et l'atmosphère, et est lui-même défini dans SMAC par une ou plusieurs équations semi-empiriques (Rahman et Dedieu, 1994). Les coefficients de ces équations sont obtenus par ajustement, en mode direct, aux résultats fournis par un modèle plus complexe choisi comme référence, 6S (Tanré *et al.*, 1990). Alors que le code 6S calcule chaque terme par pas de 5 nm puis intègre ρ^* sur l'ensemble de la bande spectrale, SMAC considère directement la valeur moyenne de chaque terme sur la bande spectrale et calcule ensuite ρ^* . Les coefficients ajustés des équations ont une valeur moyenne par bande spectrale du capteur considéré (Berthelot *et al.*, 1997). SMAC est plusieurs centaines de fois plus rapide que le code 6S, et s'inverse aisément.

Le modèle comprend deux types de paramètres : quatre paramètres caractérisant la géométrie de visée et la géométrie d'éclairement, et trois paramètres caractérisant l'atmosphère moyenne au-dessus de la cible au moment de la mesure. Ces paramètres sont présentés dans le tableau 1.3. Nous avons utilisé deux versions de SMAC, l'une adaptée aux capteurs satellitaires, l'autre étendue au cas de données provenant d'un capteur aéroporté, prenant en compte l'altitude de l'avion (Berthelot, communication personnelle).

Nous avons réalisé une analyse de sensibilité du modèle, et montré qu'il était particulièrement sensible au paramètre « épaisseur optique des aérosols » (Launay *et al.*, 1999a). La version initiale du modèle était adapté à des applications pour la basse résolution spatiale, et ne prenait donc pas en compte la réflectance d'environnement. Nous l'avons modifié pour l'adapter à la haute résolution spatiale, en y introduisant une formulation de la contribution de l'environnement dans le signal (Launay *et al.*, 1999b) et nous avons ainsi amélioré la correction (Launay *et al.*, 2001b).

I.2.4. Assemblage des modèles dans la procédure d'assimilation

La figure 1.5 présente la façon dont sont assemblés les modèles entre eux dans la procédure d'assimilation. Les modèles SUCROS et SAIL sont couplés par l'intermédiaire de la variable d'état LAI qui constitue à la fois une sortie de SUCROS et un paramètre de SAIL. Le LAI, paramètre de SAIL, n'est pas exactement équivalent au LAI, variable d'état de SUCROS. En effet, le LAI paramètre de SAIL, représente la quantité de surface de feuilles et de pétioles ayant une interaction avec les différents flux incidents et descendants. En revanche, le LAI variable d'état de SUCROS représente la quantité de surface de feuilles vertes participant à la photosynthèse. L'étalonnage préalable du modèle SAIL (Duke, 1997) et l'estimation du paramètre « angle foliaire » en fonction du paramètre « LAI » de SAIL (Duke et Guérif, 1998), ont permis de prendre en compte indirectement cette différence de définition du LAI entre les deux modèles couplés.

I.3. La méthode d'assimilation

La méthode est une méthode d'optimisation par recherche de valeurs de paramètres. Elle est fondée sur la minimisation d'un critère mesurant l'écart entre la variable simulée par le modèle couplé SUCROS-SAIL et la variable mesurée par télédétection, comme nous l'avons vu précédemment. Cette minimisation utilise un algorithme générant des jeux de valeurs

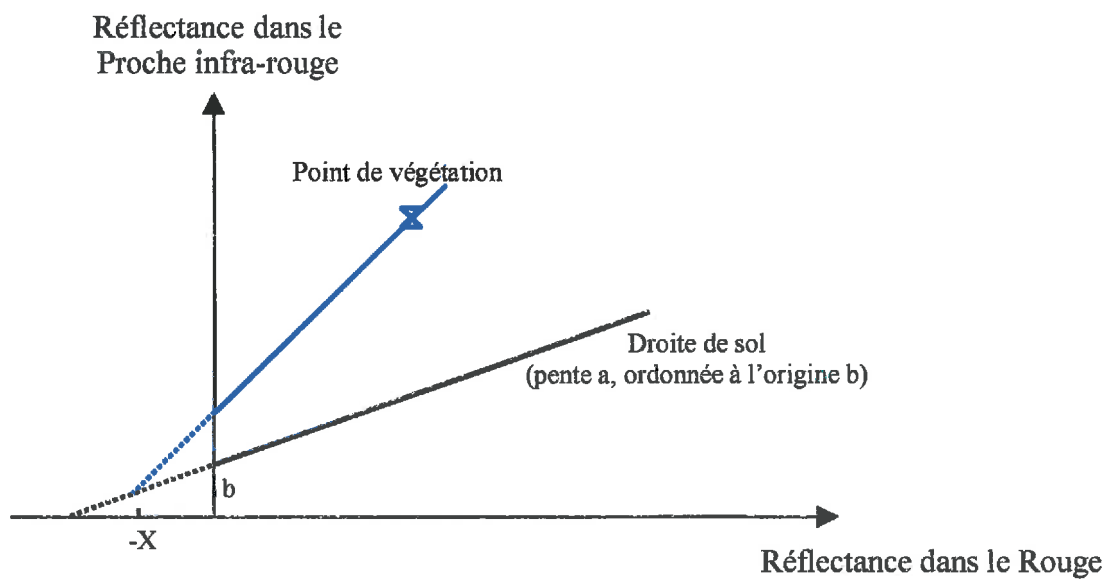


Figure 1.6: Représentation graphique de l'indice de végétation TSAVI dans l'espace Rouge-Proche infra-rouge (d'après Baret *et al.*, 1989)

possibles pour les différents paramètres et variables que l'on cherche à ré-estimer, et sélectionnant par une procédure itérative, les « meilleurs » jeux. Nous allons préciser ici la nature de la variable d'ajustement choisie pour mesurer l'écart entre simulé et observé, la définition du critère mesurant cet écart, les principes de l'algorithme utilisé, et les règles de choix des paramètres et variables de SUCROS ré-estimés et de leur gamme de variation.

L3.1. La variable d'ajustement : l'indice de végétation TSAVI

On a montré que l'utilisation des canaux rouge et proche infra-rouge était particulièrement adaptée à l'étude de la végétation, et qu'en général ces bandes contenaient plus de 90% de l'information relative à la végétation (Baret *et al.*, 1986 et 1988). Les différentes combinaisons des réflectances mesurées dans ces bandes, appelées « indices de végétation » (cf Annexe 1) sont souvent plus sensibles aux variations de biomasse du couvert végétal que les réflectances elles-mêmes (Asrar *et al.*, 1984). Ces indices permettent de mieux différencier dans le signal mesuré ce qui provient de la végétation de ce qui provient du sol (Bannari *et al.*, 1995).

L'utilisation de ces indices est donc particulièrement intéressante dans le cas de peuplements végétaux ne couvrant pas entièrement le sol, ce qui est le cas de la betterave pendant toute la durée de son implantation. Baret et Guyot (1991), et Duke et Guérif (1998) ont montré l'intérêt de l'indice de végétation TSAVI (Transformed Soil Adjusted Vegetation Index) (Eq. 1.4) (Baret *et al.*, 1989), qui comparé à d'autres indices, a une plus forte sensibilité au LAI (mesurée par la pente de la relation entre TSAVI et LAI, et par l'amplitude des valeurs prises par le TSAVI au regard des valeurs prises par le LAI) et une plus faible sensibilité aux variations de la réflectance du sol. Les performances d'une procédure d'assimilation similaire à celle que nous mettons en œuvre, ont été améliorées par l'utilisation de cet indice, à la place des réflectances pures (Guérif et Duke, 2000).

Le TSAVI mesure l'angle entre la droite de sol et une droite passant par le point de végétation et le point de la droite de sol d'abscisse -X (figure 1.6) (Eq. 1.4).

$$TSAVI = \frac{a(PIR - aR - b)}{[aPIR + R - ab + X(1 + a^2)]} \quad (1.4)$$

où :

- (1) R et PIR sont les réflectances mesurées dans les bandes Rouge et Proche infra-rouge
- (2) a et b sont les paramètres de la droite des sols
- (3) X est un coefficient dont la valeur a été ajustée à 0.08 pour minimiser les effets de la réflectance du sol

L'incorporation des paramètres de la droite de sol dans le calcul du TSAVI permet de minimiser parfaitement l'effet du sol, comparativement à d'autres indices (Bannari *et al.*, 1996).

L3.2. L'algorithme et le critère de minimisation

Etant donnée la complexité mathématique des modèles couplés SUCROS et SAIL, nous avons recours à une méthode d'inversion numérique pour estimer les valeurs des paramètres

et variables d'entrée permettant de reproduire le plus fidèlement possible les valeurs des TSAVI mesurés (on entend par TSAVI « mesuré » le TSAVI obtenu après correction atmosphérique des réflectances par le modèle SMAC). Cette méthode d'optimisation a pour objectif de minimiser un critère de distance, QT, calculé à partir de l'écart entre les TSAVI mesurés et simulés (Eq. 1.5) :

$$QT = \sqrt{\sum_{k=1}^m W_k (TSAVI_{observé_k} - TSAVI_{simulé_k})^2} \quad (1.5)$$

où m est le nombre de mesures, et W_k les poids donnés aux différentes mesures.

L'attribution de poids W_k aux mesures permet de prendre en compte les niveaux d'erreurs sur les différentes mesures.

L'algorithme de Price (Price, 1979) recherche le jeu de valeurs des paramètres minimisant ce critère, dans un espace « géométrique » constitué par une famille de points, et exploite l'ordre relatif des différentes solutions possibles pour orienter la recherche ultérieure dans la meilleure direction.

Le modèle SUCROS nous a été fourni avec un « habillage », FSEOPT, permettant d'utiliser l'algorithme de Price dans la procédure de minimisation (Stol *et al.*, 1992). L'algorithme se déroule en deux parties, une première non-itérative, puis une seconde itérative. Dans la première partie, N jeux de valeurs des P paramètres à ré-estimer sont générés ($N \gg P$), les valeurs étant tirées au hasard dans une gamme plausible de valeurs fixée pour chaque paramètre. SUCROS, couplé à SAIL, simule les TSAVI pour chacun de ces jeux, et N valeurs du critère de minimisation QT sont alors calculées. Dans la seconde partie, P+1 jeux sont tirés parmi les N jeux précédents. Une valeur moyenne de chaque paramètre est calculée à l'aide de P valeurs prises parmi ces P+1 jeux (Eq. 1.6) :

$$G(i) = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P P(i, j) \quad (1.6)$$

où :

- (1) $G(i)$ est la valeur moyenne du paramètre i calculée sur P jeux
- (2) $P(i, j)$ est la valeur du paramètre i dans le j^{ème} jeu

Une nouvelle valeur de chaque paramètre est calculée par réflexion de la (P+1)^{ème} valeur du paramètre par rapport à sa valeur moyenne sur les P autres jeux (Eq.1.7) :

$$P(i, *) = 2 \times G(i) - P(i, P+1) \quad (1.7)$$

où :

- (3) $P(i, *)$ est la nouvelle valeur du paramètre i
- (4) $G(i)$ est la valeur moyenne du paramètre i calculée sur P jeux
- (5) $P(i, P+1)$ est la valeur du paramètre i dans le (P+1)^{ème} jeu

Si ces nouvelles valeurs sont dans la gamme des valeurs plausibles des paramètres, SUCROS simule à nouveau les TSAVI à partir de ce nouveau jeu de valeur et une (N+1)^{ème} valeur du

critère QT est calculée. Si ce nouveau QT est plus faible que le QT le plus élevé parmi les N premiers QT, le nouveau jeu de paramètres se substitue à celui dont le QT était le plus élevé. Cette procédure est réitérée jusqu'au nombre maximal d'itérations fixé, ou jusqu'à ce qu'un seuil critique soit atteint par l'ensemble des QT, signifiant que la procédure a convergé vers une solution. Ce seuil critique F_{tol} est calculé à l'aide des QT du meilleur et du plus mauvais jeux de valeurs des paramètres (Eq. 1.8) :

$$F_{tol} = \frac{2 \times |QT_{max} - QT_{min}|}{|QT_{max} + QT_{min}|} \quad (1.8)$$

L'utilisateur est à même de fixer le nombre de jeux de paramètres générés dans la première partie de l'algorithme, N, le nombre d'itérations maximal et la valeur seuil F_{tol} en deçà de laquelle il souhaite que la procédure s'arrête, et bien sûr le nombre de paramètres à ré-estimer ainsi que leur gamme de valeurs plausibles. Si le nombre de paramètres est supérieur au nombre de valeurs mesurées de la variable d'ajustement (TSAVI), le jeu de valeurs des paramètres « solution », proposé par l'algorithme, pourra être éloigné des « vraies » valeurs de ces paramètres, bien qu'il minimise l'écart entre TSAVIs mesurés et simulés.

1.3.3. Les paramètres et leur gamme de variation

Notre démarche visant à élaborer une méthode de prévision et de diagnostic, nous avons choisi des paramètres à ré-estimer en fonction des critères agronomiques. Ces paramètres doivent être caractéristiques des facteurs responsables de la variabilité spatiale de l'état des cultures à l'échelle de notre région d'étude. L'analyse du contexte agronomique a révélé que l'implantation et le stress hydrique étaient les causes principales de cette variabilité (tableau 1.1).

L'évaluation du modèle SUCROS dans le chapitre suivant servira à mettre en évidence les limites du modèle à son utilisation spatialisée. Elle nous permettra de proposer des paramètres candidats à la ré-estimation par assimilation. Et puisque notre souci est également de mettre au point une méthode efficace, une analyse de sensibilité de SUCROS confirmera ou non la sensibilité du TSAVI simulé par le modèle couplé SUCROS-SAIL à ces paramètres.

La gamme de valeurs plausibles pour chacun de ces paramètres sera déterminée à partir de la littérature ou de mesures et d'enquêtes, comme nous le verrons ultérieurement. Le nombre de paramètres à ré-estimer dépend de la quantité de données de télédétection dont nous disposons, et que nous allons maintenant décrire.

II. DONNEES

Nous présentons d'abord les données d'entrée des modèles, c'est-à-dire les données dont nous avons besoin pour mettre en œuvre la procédure d'assimilation.

Puis, dans une deuxième partie, nous présentons les données de validation de la méthode, qui nous permettent :

- (1) de tester globalement les performances de la méthode quant à sa capacité à prédire les rendements et à diagnostiquer les raisons de leur variabilité,

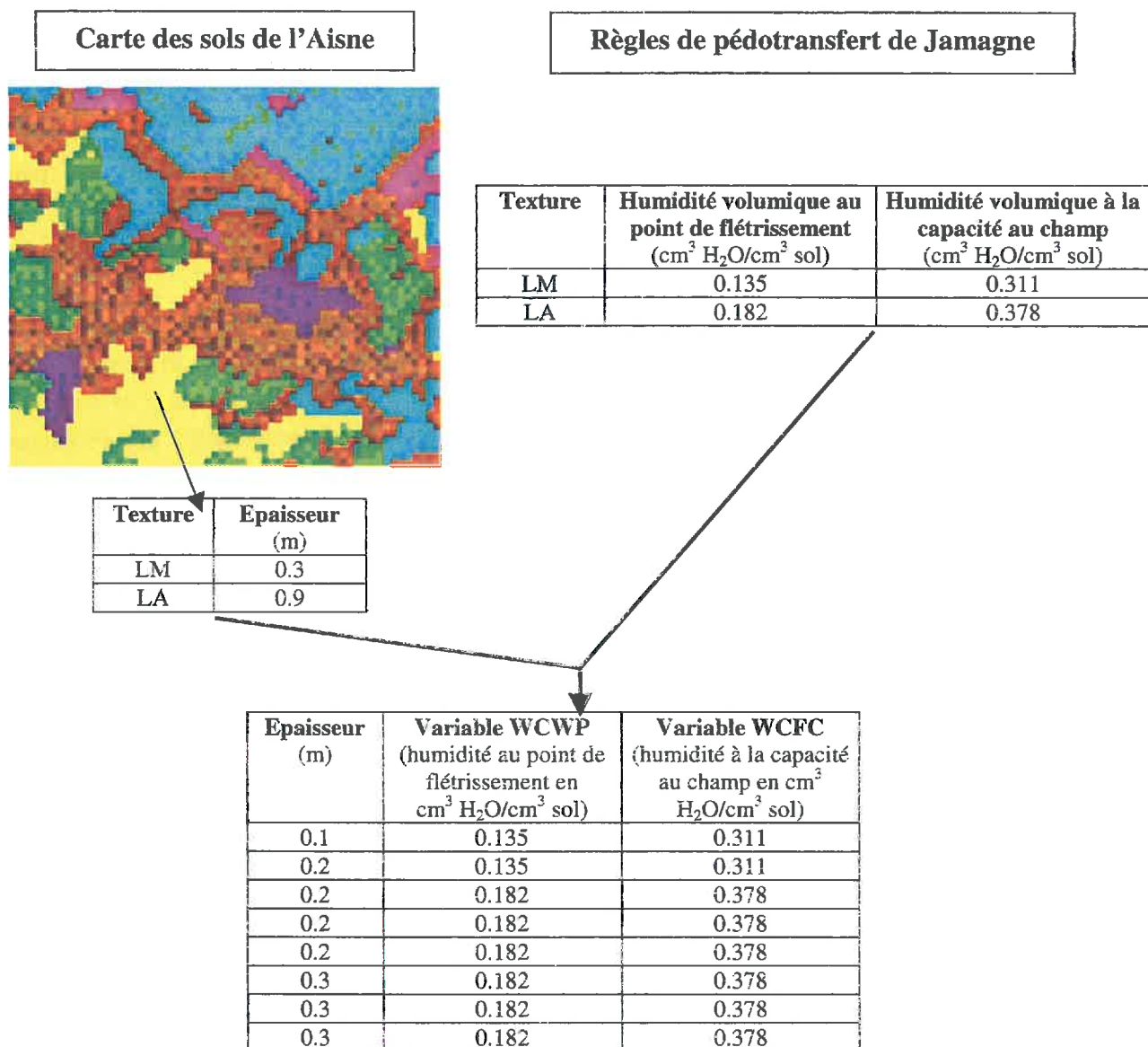


Figure 1.7: Obtention des propriétés hydriques spatialisées des sols en entrée de SUCROS, à partir de la carte des sols de l'Aisne numérisée, et des règles de pédotransfert établies par Jamagne (Jamagne *et al.*, 1977).

	Limons moyens sur limons argileux	Limons argileux	Limons moyens	Limons argileux sur limons moyens	Autres textures
% Surface total	45 %	30 %	12 %	6 %	7 %
Réserve Utile (m)	0.17 à 0.34	0.06 à 0.35	0.32	0.33	0.05 à 0.33

Tableau 1.4: Représentation en surface des types de texture rencontrés sur l'ensemble des parcelles de l'échantillon, et Réserve Utile en mètres par type de texture (variant selon la profondeur du sol).

(2) de valider les différentes étapes de la procédure et d'évaluer les erreurs engendrées à chacune de ces étapes ainsi que leurs répercussions sur les résultats de l'assimilation.

II.1. Les données d'entrée

II.1.1. Du modèle de fonctionnement de la culture SUCROS

Le sol

Nous avons vu que le modèle SUCROS décrit le sol comme un réservoir multi-couches. L'évaporation de l'eau du sol est déterminée pour chaque couche selon un mode de calcul semi-empirique qui impose de ne pas dépasser des épaisseurs limites dans la description des couches. Par ailleurs, SUCROS doit être renseigné sur l'humidité volumique au point de flétrissement et à la capacité au champ pour chaque couche.

Les deux bassins sucriers sur lesquels nous élaborons et testons notre méthode, sont situés l'un sur le plateau du Santerre, l'autre sur le plateau du Marlois structuré par la vallée de la Serre. Les deux plateaux sont constitués par une craie sénonienne et recouverts d'un épais limon loessique (3 à 11 mètres d'épaisseur). Le plateau du Marlois a un relief plus accentué du fait du relèvement de la craie. Sur les versants des plateaux, les sols sont parfois superficiels et crayeux. Ces deux régions sont presque entièrement décrites par la carte des sols de l'Aisne, carte établie par la Chambre d'Agriculture de l'Aisne et l'INRA de Laon. Cette carte donne à l'échelle 1/10 000^{ème}, la ou les textures de sol ainsi que leur épaisseur, jusqu'à une profondeur de sondage de 1.2 m. Nous avons repris les informations fournies par cette carte numérisée, et nous avons redécoupé chaque couche de texture homogène en sous-couches d'épaisseurs cohérentes avec les contraintes du modèle. Sachant que les sols de cette région sont particulièrement profonds, nous avons fait l'hypothèse que les sols renseignés jusqu'à 1.2 m de profondeur par la carte étaient en réalité profonds d'au moins 1.8 m (profondeur au-delà de laquelle les racines de betteraves ne parviennent généralement pas). Nous avons ensuite associé à chaque profil de sol ainsi constitué des propriétés hydriques en appliquant les règles de pédotransfert fournies par Jamagne *et al.*(1977) (figure 1.7). Les séquences de textures majoritairement rencontrées sont le limon moyen sur du limon argileux, le limon argileux et le limon moyen profonds (tableau 1.4). La craie apparaît parfois à faible profondeur. L'humidité initiale du sol a été fixée à la capacité au champ, hypothèse qui a été au préalable vérifiée pour différents types de sol pour plusieurs années climatiques.

Le climat

Le modèle SUCROS doit être renseigné sur les données climatiques journalières suivantes : le rayonnement global, les températures maximale et minimale, la vitesse du vent, les précipitations et la pression de vapeur saturante le matin.

Nous disposons de trois postes synoptiques du réseau de Météo France fournissant l'ensemble de ces données sur nos deux bassins sucriers. Les parcelles du bassin d'Eppeville sont situées autour du poste de Fontaines-lès-Clercs à une distance comprise entre 2 et 11 km. Le poste de Vervins est au nord du bassin de Marle, tandis que le poste de la Selve est au sud du bassin de

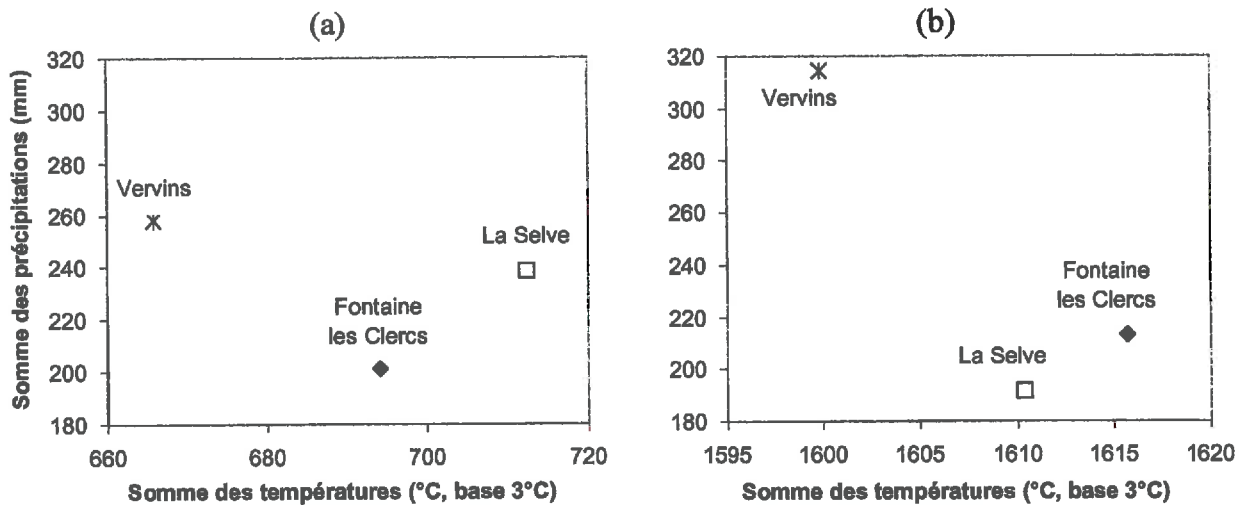


Figure 1.8: Caractéristiques climatiques des postes synoptiques sur les bassins d'Eppeville (♦) et Marle (* et □): sommes de précipitations et de températures (a) durant la période de croissance juvénile (du 1^{er} mars au 15 juin), puis (b) durant la période de croissance mature (du 15 juin au 30 septembre).

(a)

		LAI < 2		LAI ≥ 2	
		Moyenne	Ecart-type	Moyenne	Ecart-type
Réflectance foliaire (ρ_F)	Vert	0.137	0.0147	0.148	0.014
	Rouge	0.059	0.0072	0.065	0.0075
	PIR	0.455	0.0004	0.457	0.0003
Transmittance foliaire (τ_F)	Vert	0.135	0.0161	0.147	0.0153
	Rouge	0.049	0.0105	0.057	0.0710
	PIR	0.490	0.0004	0.490	0.0004
Angle foliaire moyen (ALA)		60°	6°	45°	4.5°

(b)

		Limon argileux	Limon moyen
ρ_{min}	Vert	0.0565	0.0598
	Rouge	0.086	0.1062
	PIR	0.1631	0.1654
ρ_{max}	Vert	0.1604	0.2086
	Rouge	0.2187	0.2945
	PIR	0.3395	0.3966
α	Vert	0.1066	0.0927
	Rouge	0.1103	0.112
	PIR	0.107	0.0953
a		1.3259	1.1763
b		0.0505	0.053

Tableau 1.5: (a) Paramètres de SAIL caractéristiques de la végétation en fonction de l'âge des plantes (d'après Duke et Guérif, 1998) et (b) coefficients caractéristiques du sol (pour deux textures, dans le cas de sols non binés) nécessaires au calcul du paramètre "réflectance du sol" de SAIL et au calcul du TSAVI (d'après Duke, 1997).

Marle, à une distance d'au moins 8 km de la parcelle la plus proche (figure 1.1). Les parcelles du bassin de Marle sont globalement plus éloignées des postes synoptiques que celles du bassin d'Eppeville, certaines ne se trouvant pas à moins de 19 km du poste le plus proche.

Les caractéristiques climatiques en terme de cumul de températures et de précipitations pour les deux périodes d'implantation et de croissance mature pour les trois postes autour de nos parcelles sont présentées figure 1.8. La topographie plus accidentée et la présence de la vallée de la Serre de direction Est-Ouest, peut engendrer une variabilité climatique plus importante sur le bassin de Marle qu'à Eppeville, comme le démontrent les différences de températures et de précipitations entre les postes de Vervins et La Selve.

Les risques d'implantation difficile seront plus importants sur les parcelles où la température est faible (durée semis-levée plus longue) et les pluies importantes (risques de battance des surfaces limoneuses), ce qui concerne les parcelles sous l'influence du climat de Vervins (parcelles au nord du bassin de Marle). En revanche, à Fontaines-lès-Clercs ou La Selve (parcelles du bassin d'Eppeville et du sud du bassin de Marle), l'implantation a plus de chances d'être rapide. Durant la croissance mature, la demande climatique sera d'autant plus forte que la température est élevée, et des phénomènes de stress hydrique peuvent se produire si les précipitations sont insuffisantes, comme à Fontaines-lès-Clercs et La Selve.

Le peuplement végétal et l'itinéraire technique

Afin de nous placer en conditions opérationnelles, nous faisons l'hypothèse que nous ne connaissons rien des interventions culturales et du déroulement de la croissance des plantes. Cela signifie qu'en dehors des paramètres et variables qui ne dépendent que de l'espèce et ne varient pas spatialement, nous ne sommes pas en mesure d'informer le modèle sur la date de semis, la durée et la densité de levée, la taille des plantules à la levée, etc. En revanche, ces paramètres et variables ont été mesurés dans le cadre de données de validation (elles seront présentées plus loin).

IL1.2. Du modèle de transfert radiatif dans le couvert SAIL, et de calcul de l'indice TSAVI

Structure de la canopée, propriétés optiques des feuilles et paramètre de hot spot

Duke et Guérif (1998) ont montré que les propriétés optiques des feuilles et l'angle foliaire pouvaient être déduits de l'âge du peuplement, et plus globalement du LAI. Ils ont pour cela utilisé une série de mesures réalisées par Guérif *et al.* (1995), sur des peuplements de betteraves cultivés dans des conditions variables d'alimentation hydrique et azotée. La réflectance du couvert, le LAI, la teneur en chlorophylle et en eau des feuilles ont été mesurés tout au long du cycle cultural. Les propriétés optiques des feuilles (réflectance et transmittance) ont été estimées par le modèle PROSPECT (Jacquemoud et Baret, 1993) à partir des teneurs en chlorophylle et en eau. L'inversion de SAIL sur ces données a permis de déterminer l'angle foliaire. Des valeurs moyennes de l'angle foliaire, de la réflectance et de la transmittance des feuilles ont pu ainsi être calculées pour les cultures jeunes d'une part ($LAI < 2$) et pour les cultures plus âgées d'autre part ($LAI \geq 2$) (tableau 1.5a).

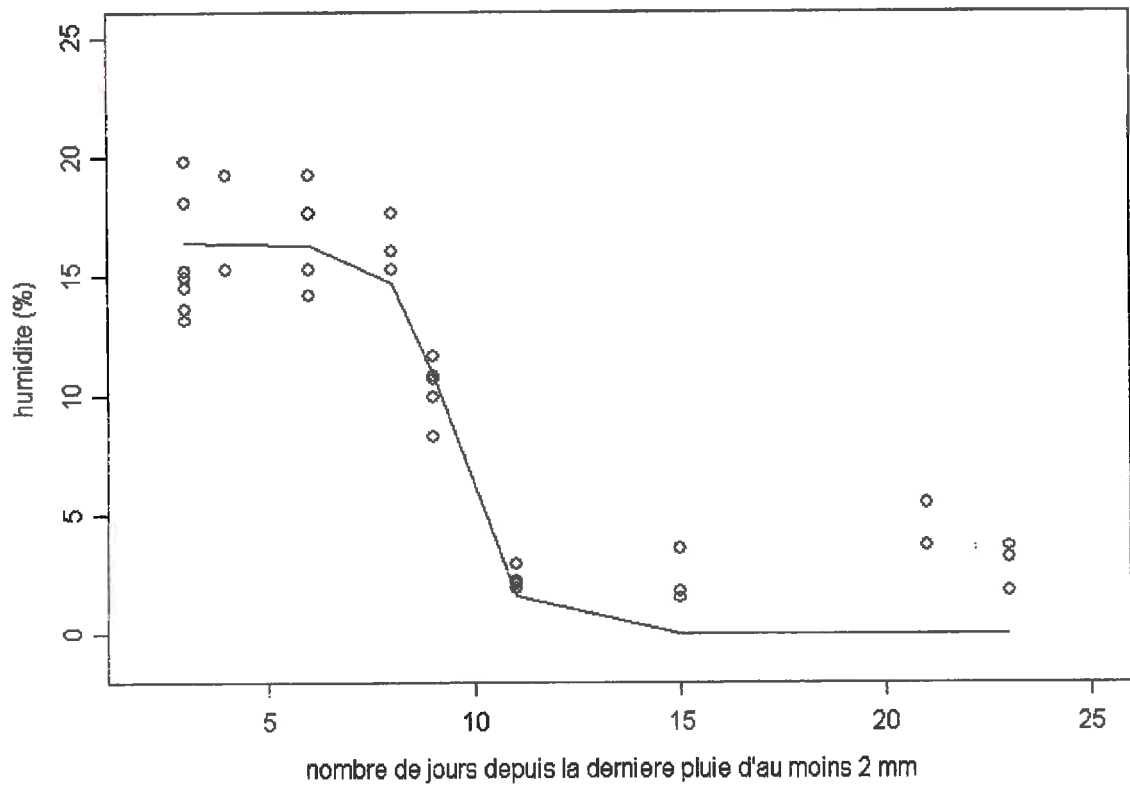


Figure 1.9: Humidité de surface mesurée (o) et humidité de surface estimée (ligne continue) en fonction du nombre de jours depuis la dernière pluie d'au moins 2 mm, sur une série de mesures réalisées en 1995.

Le LAI étant simulé par SUCROS, les valeurs des paramètres angle foliaire, réflectance et transmittance foliaire de SAIL en découlent.

Le paramètre de hot spot dépend de l'espèce et est fixé à 0.3 pour la betterave (Kuusk *et al.*, 1997, Andrieu *et al.*, 1997).

Caractéristiques d'éclairement et de visée, et fraction diffuse

Les angles zénithaux et azimutaux d'éclairement sont calculés en fonction de la position de la cible (latitude et longitude), de la date et de l'heure de passage du capteur au-dessus de la cible. Les angles de visée dépendent de la trajectoire et de l'altitude de la plateforme (avion ou satellite) au-dessus de la cible.

La fraction diffuse est le rapport de l'éclairement diffus reçu par la cible sur l'éclairement total. Le modèle SMAC calcule la valeur de cette variable pour chaque date d'acquisition de données de télédétection, en fonction de la géométrie d'éclairement et de l'épaisseur optique des aérosols, et ce pour chaque bande spectrale du capteur.

Propriétés optiques du sol

Le sol est supposé lambertien ($\rho_{\text{SBID}} = \rho_{\text{SHD}} = \rho_{\text{SBiH}}$, cf tableau 1.2), il n'y a donc qu'une seule valeur de réflectance de sol à déterminer. On sait que la réflectance du sol dépend du type de sol, de son humidité de surface et de sa rugosité. Dans notre région d'étude, la rugosité du sol diminue rapidement avec les pluies de printemps. Elle est donc généralement faible et le reste tout au long du cycle cultural, à moins que le sol ne soit biné pour lutter contre les adventices, cette technique restant marginale.

Duke (1997) a calibré, pour différents types de sols et de rugosité (tableau 1.5b), les relations établies par Baret et Guyot (1991) liant la réflectance directionnelle du sol à son humidité de surface (Eq. 1.9) :

$$\rho_{\text{sol}}(\lambda) = \rho_{\text{min}}(\lambda) + [\rho_{\text{max}}(\lambda) - \rho_{\text{min}}(\lambda)] \exp^{-\alpha H} \quad (1.9)$$

où :

- (1) $\rho_{\text{sol}}(\lambda)$ est la réflectance directionnelle du sol
- (2) $\rho_{\text{min}}(\lambda)$ est la réflectance minimale du sol atteinte lorsque l'humidité de surface est proche de la saturation
- (3) $\rho_{\text{max}}(\lambda)$ est la réflectance maximale du sol atteinte lorsque la surface est complètement sèche
- (4) H est l'humidité de surface massique en g H₂O / g sol
- (5) α est le coefficient contrôlant la décroissance exponentielle

La rugosité étant supposée faible, la texture de surface étant connue par le biais de la carte des sols de l'Aisne, il ne restait plus qu'à déterminer l'humidité de surface du sol pour en connaître la réflectance.

L'humidité de surface (0-1 mm) évolue rapidement en fonction de la pluie et de la demande évaporative, et peut être estimée empiriquement (Ritchie, 1972) à partir de données climatologiques, comme le nombre de jours depuis la dernière pluie. Bien que le modèle SUCROS possède un module de bilan hydrique, il simule mal l'humidité de surface, très

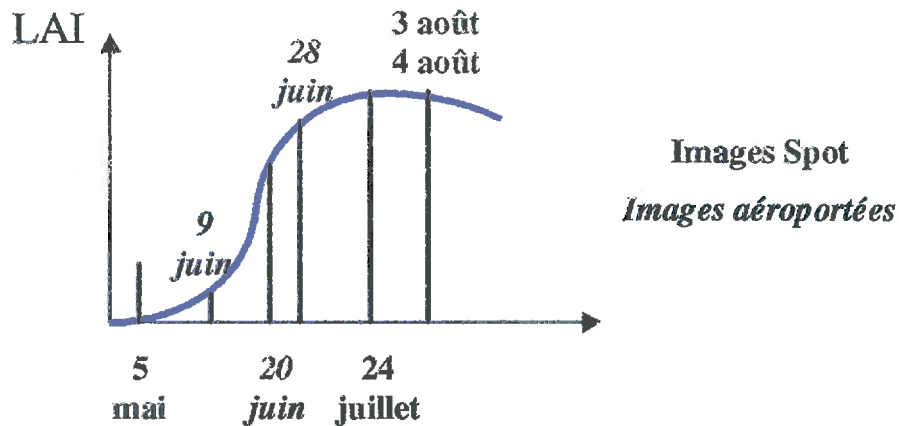


Figure 1.10: Répartition des données de télédétection par rapport à une courbe théorique d'évolution du LAI

Date	Capteur	Cible	Nombre de parcelles visées	Résolution spatiale
5 mai	HRV1 sur satellite SPOT 3	Bassin de Marie	27	20 m
9 juin	Pushbroom sur avion ARAT	Partie du bassin de Marle	5	3.3 m
20 juin	Pushbroom sur avion ARAT	Bassins de Marle et d'Eppeville	48	3.3 m
28 juin	Pushbroom sur avion ARAT	Bassins de Marle et d'Eppeville	48	3.3 m
24 juillet	HRV1 et 2 sur satellite SPOT 2	Bassins de Marle et d'Eppeville	48	20 m
3 août	HRV1 sur satellite SPOT 3	Bassin de Marle	57	20 m
4 août	HRV1 sur satellite SPOT 2	Bassin d'Eppeville	21	20 m

Tableau 1.6: Données de télédétection acquises pendant la campagne expérimentale de l'année 1995 au-dessus des bassins sucriers d'Eppeville et de Marle

différente de l'humidité volumique de la première couche de sol épaisse de 10 cm. Nous avons donc utilisé des mesures d'humidité de surface réalisées lors de la campagne de mesures conduite en 1995 sur les parcelles d'étude pour établir une relation empirique entre l'humidité de surface et le nombre de jours depuis la dernière pluie (figure 1.9) (Eq. 1.10) :

$$H = 16.4 \times \left[1 - \frac{1}{\exp(-1.46 \times (DSL2 - 9.47))} \right] \quad (1.10)$$

où :

- (1) H est l'humidité de surface massique en g H₂O / g sol
- (2) DSL2 est le nombre de jours depuis la dernière pluie d'au moins 2 mm

Cette relation devrait être affinée par des mesures supplémentaires réalisées sur des textures de sol plus diversifiées, permettant de réduire l'erreur d'estimation de ρ_{sol} .

Paramètres de la droite des sols pour le calcul du TSA VI

Les paramètres a et b de la droite des sols (cf Eq. 1.4), ont été établis pour les principales textures de la carte des sols de l'Aisne par Duke (1997), à partir d'échantillons et de mesures réalisées sur les parcelles d'étude (tableau 1.5b).

II.1.3. Du modèle de transfert radiatif dans l'atmosphère SMAC

Données de télédétection

Les données de télédétection dans le domaine optique ont été acquises à différentes dates réparties sur le cycle cultural (figure 1.10) : 4 images ont été acquises par les capteurs HRV des satellites SPOT (résolution spatiale de 20 m), et 3 images ont été acquises grâce à l'avion ARAT équipé du capteur Pushbroom conçu par le CNES pour simuler le capteur HRV (résolution spatiale d'environ 3 m). Toutes n'ont pu couvrir l'ensemble des deux bassins sucriers (tableau 1.6). Pour cette raison, on dispose de 4 à 6 images par parcelle, selon les cas.

Paramètres du modèle SMAC

Les géométries d'éclairage et de visée sont connues (fournies respectivement par SPOTIMAGE et par le CNES) pour chaque image du satellite SPOT ou de l'avion ARAT. La teneur de l'atmosphère en eau a été mesurée par les postes de Météo France les plus proches du site expérimental à chaque date d'acquisition. La teneur de l'atmosphère en ozone, relativement stable pour une longitude, une latitude, et une période de l'année données a été extraite de tables (Dedieu, communication personnelle).

L'épaisseur optique des aérosols a été calculée à partir de mesures de l'épaisseur optique totale de l'atmosphère par un photomètre solaire (marque CIMEL) faites sur le site de Fontaines-lès-Clercs les jours des vols avions (Faizoun *et al.*, 1994, Wu *et al.*, 1997). En revanche, aucune mesure n'ayant pu être programmée à l'avance les jours d'acquisition des images SPOT, l'épaisseur optique des aérosols a été déduite d'une régression linéaire établie à partir des mesures réalisées les jours des vols avion, entre la transmittance du rayonnement global (calculée par le modèle SUCROS) et l'épaisseur optique des aérosols (Atzberger *et al.*, 1991).

Etant donnée la sensibilité de la correction atmosphérique à ce paramètre (Launay *et al.*, 2001b), la forte variabilité spatiale et temporelle du paramètre et le manque de précision de son estimation, une attention particulière a dû être portée aux erreurs engendrées par l'utilisation de SMAC dans la procédure d'assimilation.

II.2. Les données de validation

Nous avons validé la méthode à plusieurs niveaux (tableau 1.7 et figure 1.11) :

- 1- globalement, en évaluant sa capacité à fournir des indicateurs de diagnostic (paramètres et variables d'entrée ou variables d'état) et des rendements correctement estimés
- 2- à des niveaux intermédiaires, de façon à vérifier que chacun des modèles mis bout à bout estimait sans biais ses variables de sorties.

La validation globale a été réalisée à l'aide de données acquises sur les 48 parcelles de notre échantillon, et sur des surfaces au sein de ces parcelles, composées de carrés élémentaires où ont été mesurées des variables d'état à différentes reprises au cours du cycle cultural. Les validations intermédiaires ont été réalisées à l'aide de données acquises sur des surfaces appelées « cibles » lorsqu'il s'agissait de réflectances, ou sur des surfaces appelées « carrés » lorsqu'il s'agissait de variables biophysiques caractérisant l'état du couvert.

II.2.1. Validation globale

De façon à avoir une estimation précise des rendements, ceux-ci ont été mesurés sur des zones de 80 m de large (2 à 4 hectares de surface) délimitées au sein des 48 parcelles échantillonnées. Ces zones récoltées seront par la suite appelées « parcelles » (surfaces de type 1, cf tableau 1.7 et figure 1.11). Elles ont fait l'objet d'un arrachage spécifique, les betteraves récoltées ont ensuite été mises en silo et pesées à la sucrerie. Des échantillons ont été prélevés pour l'analyse de la tare terre, la tare collet et de la richesse en sucre. Pour calculer le rendement, nous avons pris en compte le poids frais des pivots pesé à la sucrerie, auquel nous avons rajouté la tare collet, et les pertes à l'arrachage évaluées à 4.5 % du poids frais. Ainsi le rendement « mesuré » correspond à un poids frais du pivot et du collet, c'est-à-dire qu'il est comparable à la définition de la variable de sortie « rendement » du modèle SUCROS (figure 1.12).

Pour chaque parcelle, nous connaissons également la date de semis. Par ailleurs, des mesures de suivi de levée ont été réalisées sur une dizaine de placettes réparties sur l'ensemble de chacune des parcelles et ont permis d'estimer la densité de levée et la durée entre semis et levée (figure 1.12).

Le LAI a été mesuré par échantillonnage et de manière destructive, sur des surfaces carrées de 15 m de côté (surfaces de type 2, cf tableau 1.7 et figure 1.11), aux dates d'acquisition des données de télédétection. Nous avons fait l'hypothèse que l'évolution du LAI était la même quelque soit le carré de mesure, et qu'ainsi nous pouvions considérer un peuplement végétal homogène sur la surface composée de ces différents carrés (surfaces de type 3, cf tableau 1.7 et figure 1.11).

Aucune mesure relative à l'état hydrique du peuplement végétal n'a pu être réalisée, mais la carte des sols de l'Aisne, les différentes études réalisées par l'INRA et la Chambre

Validation	Objectif	Surface	Taille	Variable ou paramètre	Source	Méthode
Globale	Evaluer la capacité de la méthode à ré-estimer les variables d'entrée et/ou les paramètres	① Parcelle de l'agriculteur	Plusieurs ha	Date de semis	Enquête	Comparaison entre valeurs observées et valeurs estimées par assimilation
		② Parcelle expérimentale	2 à 4 ha	Densité de semis Durée semis-levée	Prélèvements par échantillonnage dans les semaines suivant le semis Prélèvement total le jour de la récolte	
	③ Surface composée de carrés élémentaires	≅ 0.1 ha	LAI biomasse	Prélèvements par échantillonnage les jours d'acquisition des images		
Inter-médiaire	Vérifier la cohérence entre les TSAVIs simulés par SAIL et les TSAVIs corrigés par SMAC	④ Carré élémentaire	15m x 15m	• Réflectance acquise par SPOT ou ARAT et corrigée par SMAC. • LAI	• Extraction de la réflectance moyenne sur l'ensemble de la surface • Prélèvements par échantillonnage le jour des acquisitions d'images	Comparaison des réflectances simulées par SAIL à partir des LAI mesurés sur les carrés, avec réflectances extraites des images et corrigées par SMAC (extension aux TSAVIs)
		④.2 Cible betterave confondue avec un carré	15m x 15m	• Réflectance mesurée à la surface du couvert par un radiomètre CIMEL • LAI	• Calcul de la réflectance moyenne à partir de mesures échantillonnées • Prélèvements par échantillonnage le jour des acquisitions d'images	Comparaison entre les réflectances mesurées à la surface par un radiomètre CIMEL, et les réflectances simulées par SAIL, à partir des LAIs mesurés (extension aux TSAVIs)
	④.1 et ④.2 Cible	80 m x 80 m (acquisitions ARAT) et 15 m x 15 m (acquisitions SPOT)	• Réflectance acquise par SPOT ou ARAT et corrigée par SMAC • Réflectance mesurée à la surface du couvert par un radiomètre CIMEL	• Extraction de la réflectance moyenne sur l'ensemble de la surface • Calcul de la réflectance moyenne à partir de mesures échantillonnées	Comparaison entre la réflectance acquise par le capteur et corrigée par SMAC, et la réflectance mesurée à la surface (extension aux TSAVIs)	

Tableau 1.7: Données mesurées pour la validation de la méthode

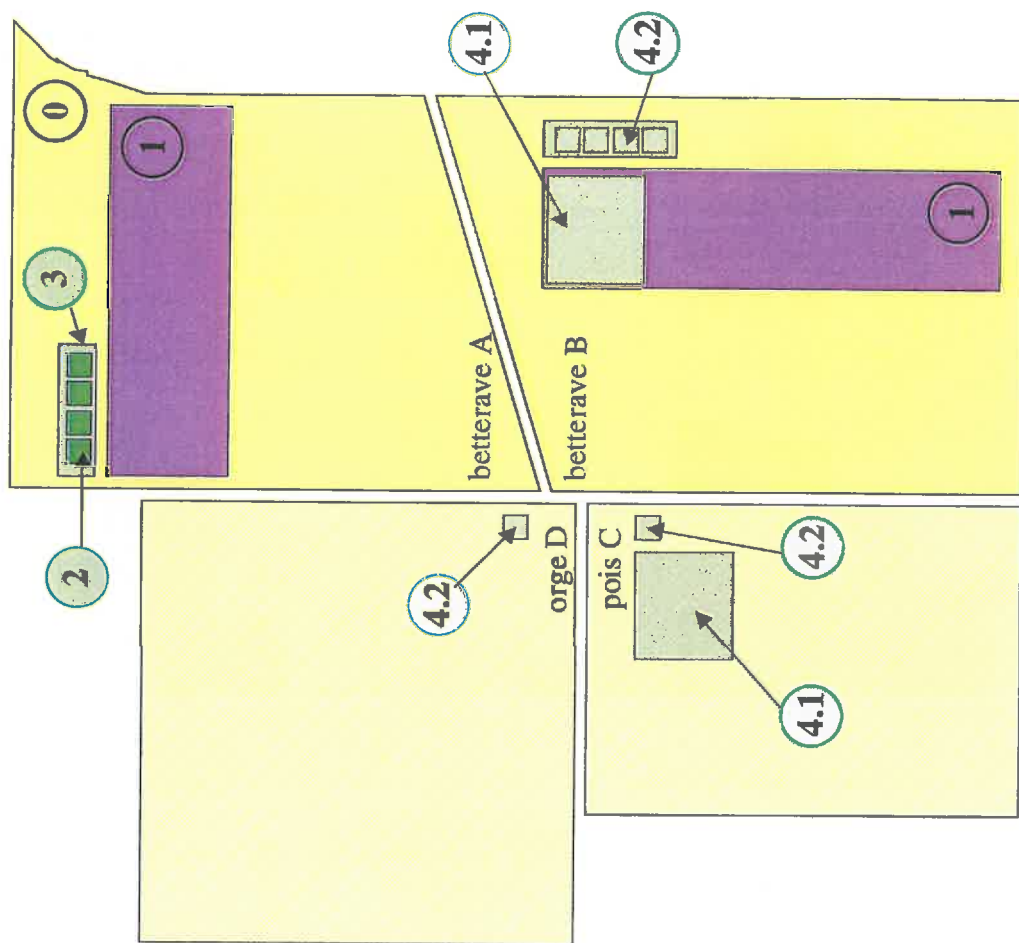


Figure 1.11: Répartition des zones de prélèvement des données de validation sur les parcelles (0: parcelle de l'agriculteur, 1: parcelle expérimentale, 2: carré élémentaire de 15 m x 15 m, 3: surface élémentaire composée de l'ensemble des carrés élémentaires d'une parcelles, 4.1: cible de 80 m x 80 m, 4.2: cible de 15 m x 15 m).

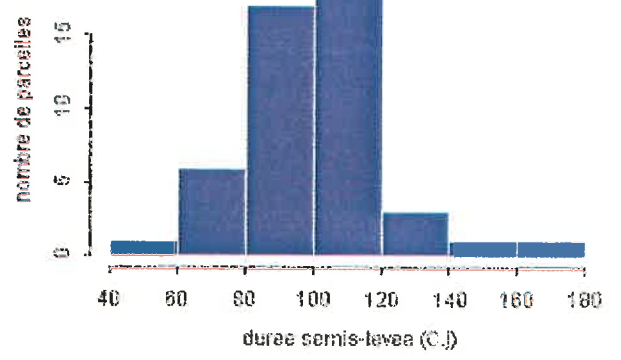
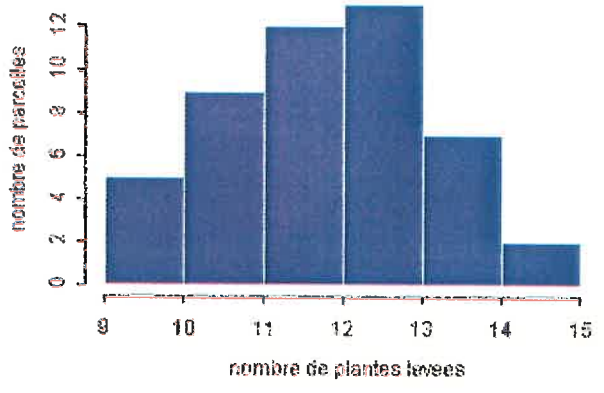
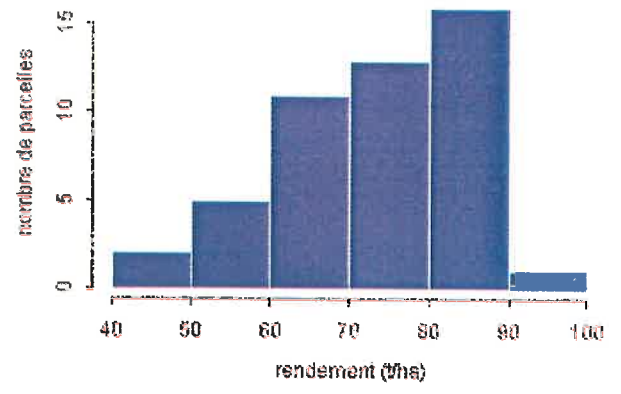
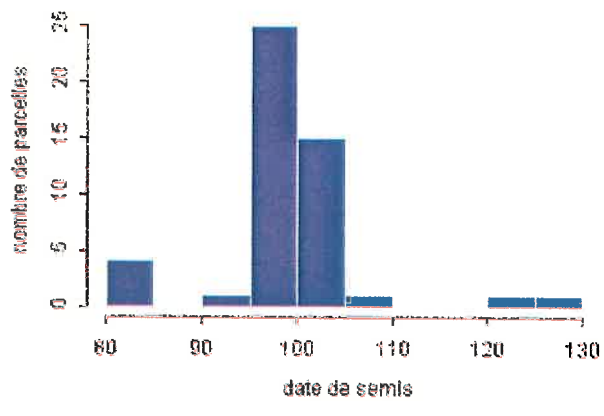


Figure 1.12: Distribution des variables moyennes mesurées sur les parcelles, date de semis, rendement, nombre de plantes levées, durée semis-levée.

d'Agriculture sur les sols de la région et l'expertise des services betteraviers sur les parcelles, fournissent des informations qualitatives sur les propriétés et les comportements hydriques des sols.

A cela s'ajoutent des notations et des enquêtes accomplies en cours de culture, fournissant également des informations qualitatives sur l'état des cultures et l'histoire des parcelles, et permettant d'identifier les parcelles hors du domaine de validité du modèle de croissance.

Ces différentes mesures et informations collectées, seront ensuite confrontées aux valeurs des variables et paramètres estimés (rendement et LAI) ou ré-estimés par assimilation (variables d'entrée et paramètres liés à l'implantation).

II.2.2. Validations intermédiaires

Une seconde série de données a été acquise sur une partie des 48 parcelles de l'échantillon, afin de valider les différentes étapes de la procédure :

- Pour valider la correction atmosphérique par le modèle SMAC, des réflectances ont été mesurées par un radiomètre CIMEL les jours d'acquisition des images, sur des cibles carrées dont la taille est proportionnelle à la résolution des images (surfaces de types 4.1 et 4.2, cf tableau 1.7 et figure 1.11). Des cibles de 80 m de côté ont donc été définies pour valider la correction atmosphérique des images SPOT (surfaces 4.1), et des cibles de 15 m de côté pour la correction atmosphérique des images ARAT (surfaces 4.2). Ces cibles sont constituées par des surfaces de réflectances contrastées pour assurer une meilleure validation : betteraves, pois, orge, sol nu, eau... Les réflectances corrigées par SMAC ont été comparées aux réflectances mesurées par le radiomètre. La même comparaison a été étendue aux TSAVIs calculés à partir de ces réflectances (voir Chapitre 3, I.1.1.).
- Pour valider la simulation du transfert radiatif dans le couvert par le modèle SAIL, ainsi que les options de paramétrage choisies pour le modèle (cf plus haut, II.1.2.), le LAI a été mesuré aux mêmes dates sur les cibles des parcelles de betteraves (surfaces de type 2 confondues avec des surfaces de type 4.2, cf tableau 1.7 et figure 1.11). Les TSAVIs simulés par SAIL à partir de ces LAI mesurés ont été comparés aux TSAVIs mesurés à la surface par le radiomètre CIMEL (voir Chapitre 3, I.1.2.).
- Enfin, nous avons vérifié la cohérence entre les TSAVIs simulés par SAIL et les TSAVIs calculés à partir des réflectances extraites des images et corrigées par SMAC. Pour cela nous avons comparé les TSAVIs simulés par SAIL à partir des LAI mesurés aux dates d'acquisitions sur les surfaces carrées de 15 m de côté (surfaces de type 2, cf tableau 1.7 et figure 1.11), et les TSAVIs calculés sur les réflectances extraites des images sur les mêmes surfaces et corrigées par SMAC. Ceci nous a permis de vérifier la cohérence entre les données mesurées au champ et les données acquises par télédétection (voir Chapitre 3, I.1.2.).

III. ECHELLE DE TRAVAIL : L'UNITE DE FONCTIONNEMENT

Afin de prendre en compte la variabilité intra-parcellaire des types de sols, nous avons découpé chaque parcelle selon les contours de la carte des sols, délimitant ainsi des zones de texture de sol et de techniques culturales homogènes, nommées « unités de fonctionnement » (figure 1.13). Nous avons fait l'hypothèse que le développement du peuplement végétal et l'élaboration de rendement étaient homogènes sur ces surfaces élémentaires.

Dans le cas où l'on considère des surfaces composées de carrés élémentaires, elles sont de tailles inférieures et donc entièrement contenues dans une unité de fonctionnement.

A ces unités de fonctionnement, sont associés :

- 1- un profil de sol jusqu'à 1.8 m, et des propriétés hydriques pour chacune des couches qui le constituent (cf II.1.1) et qui renseignent les entrées « sol » du modèle SUCROS ;
- 2- des caractéristiques de la texture de surface (paramètres de la droite des sols et de la relation établie entre la réflectance de sol et l'humidité de surface) qui renseignent les entrées « sol » du modèle SAIL et le calcul du TSAVI.

L'ensemble de la procédure d'assimilation telle qu'elle a été décrite précédemment porte sur ces unités. Les valeurs estimées des paramètres, ainsi que celles des variables d'état (LAI, rendement) sont ensuite agrégées (avec une pondération en fonction de la surface de l'unité de fonctionnement), pour reconstituer des valeurs moyennes parcellaires.

Parallèlement, sur chacune de ces unités de fonctionnement, une réflectance moyenne pour chacun des canaux du capteur (vert, rouge, proche infra-rouge) a été extraite des images de télédétection, et corrigée par le modèle SMAC. Les réflectances corrigées dans le rouge et le proche infra-rouge, et la connaissance de la texture de surface du sol grâce à la carte des sols, ont servi au calcul d'un TSAVI moyen mesuré par unité.

Conclusion du chapitre

Ce chapitre a permis de présenter les différents modèles qui seront utilisés dans la méthode, et les données spatialisées nécessaires à leur utilisation d'une part, à la validation d'autre part. L'unité de surface pour les simulations, ou « unité de fonctionnement » a également été définie.

Nous allons maintenant évaluer le modèle SUCROS, sur sa capacité à prédire seul, la variabilité spatiale des rendements à l'échelle du bassin sucrier.

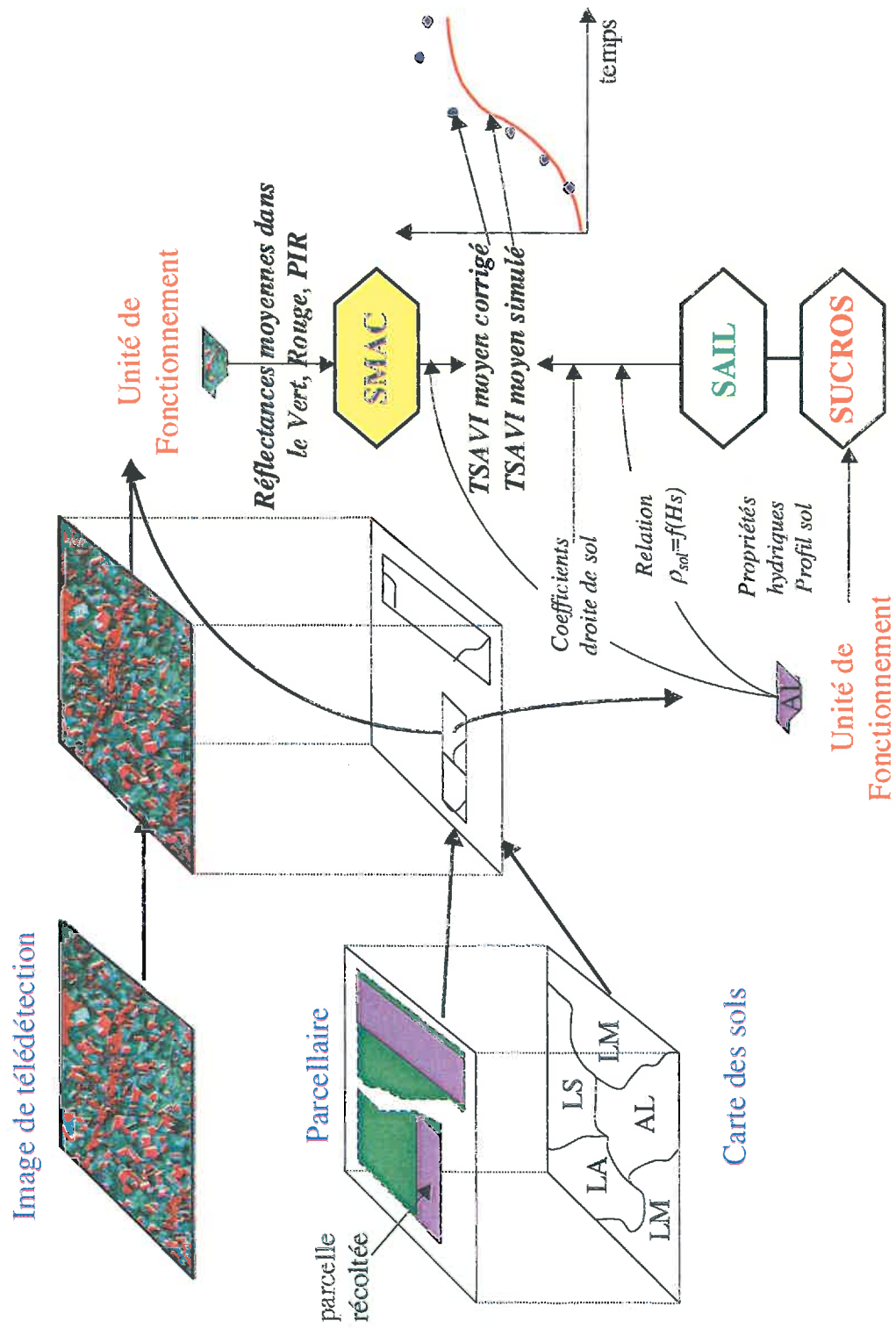


Figure 1.13: Définition de l'unité de fonctionnement et utilisation dans la procédure d'assimilation

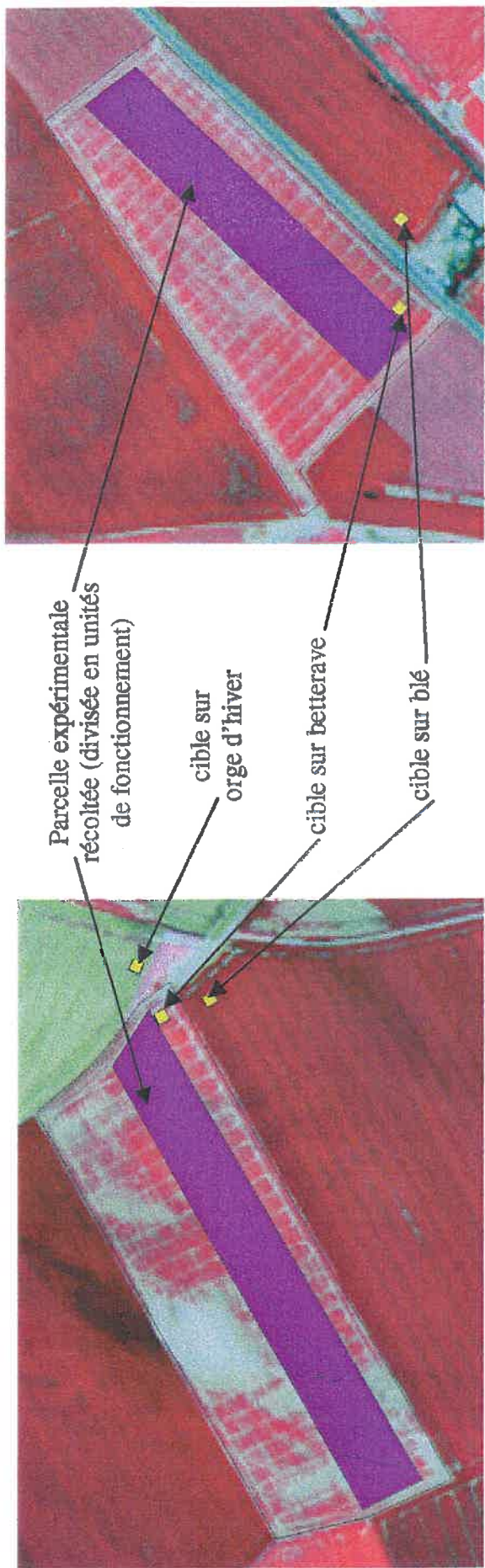
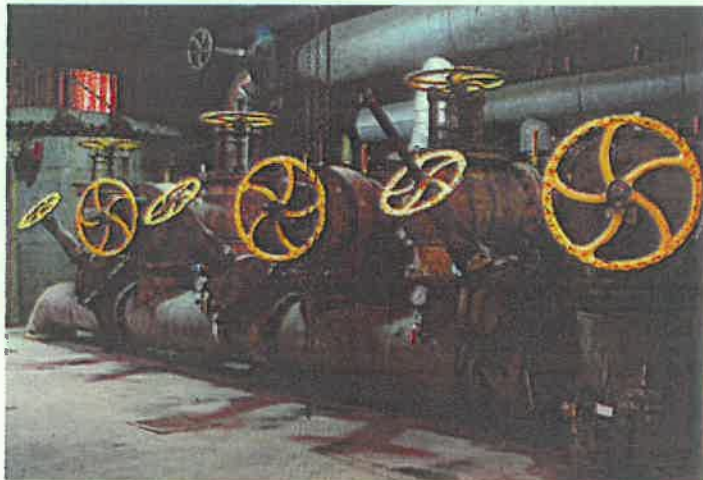


Figure 1.14: Exemples de différents types de surfaces délimitées au sein de trois parcelles de notre échantillon, superposées à une image acquise le 28 juin 1995 par le capteur Pushbroom aéroporté.

Chapitre 2

Modèle de croissance: adaptation et évaluation



PLAN DU CHAPITRE 2

I. ADAPTATIONS DU MODELE SUCROS.....	25
I.1. Calcul de la surface foliaire initiale par plante en fonction de la durée semis-levée.....	25
I.2. Modifications pour une meilleure prise en compte du stress hydrique.....	26
II. EVALUATION DU MODELE SUCROS.....	29
II.1. Materiel et méthode.....	29
II.1.1. Classification des parcelles.....	29
II.1.2. Méthode d'évaluation du modèle.....	31
II.2. Résultats.....	32
II.2.1. Performances du modèle sur les carrés et les parcelles bien renseignées.....	32
II.2.2. Performances du modèle sur les parcelles mal renseignées.....	33
II.2.3. Performances du modèle dans le cas particulier des parcelles sur substrat crayeux.....	33
II.2.4. Performances du modèle pour l'estimation du rendement sur l'ensemble des parcelles.....	34
III. DISCUSSION SUR LES PERFORMANCES ET LIMITES DU MODELE POUR UNE APPLICATION REGIONALE.....	34
III.1. Limites à l'application du modèle à l'échelle régionale.....	34
III.1.1. Limites liés au renseignement des variables et paramètres.....	34
III.1.2. Limites liées à la structure du modèle.....	35
III.2. Apports de la télédétection.....	36

CHAPITRE 2

LE MODELE DE CROISSANCE : ADAPTATION ET EVALUATION

L'utilisation de SUCROS dans une procédure d'assimilation de données de télédétection pour prévoir et diagnostiquer l'état des cultures à l'échelle régionale, suppose deux étapes préalables.

Il faut, d'une part, modifier le modèle pour le rendre mieux adapté à son utilisation avec la télédétection. La première indication a été de réduire le nombre de paramètres de manière à augmenter la puissance de la méthode d'assimilation, en utilisant le fait que deux d'entre eux sont corrélés. La deuxième indication a été d'améliorer la description du LAI par le modèle, puisque c'est cette variable qui assure le couplage avec la télédétection.

Il faut, d'autre part, évaluer les performances et les limites du modèle SUCROS, lorsque celui-ci est utilisé seul, de manière à mesurer l'apport de la télédétection pour son ré-étalonnage par la suite. Nous avons donc testé le modèle en l'utilisant de manière spatialisée, sur un échantillon de parcelles pour lesquelles nous avons fourni au modèle l'ensemble des variables d'entrée disponibles (date de semis et valeur mesurée des paramètres décrivant l'implantation).

Dans ce chapitre, nous présentons tout d'abord les modifications introduites dans le modèle, pour le préparer à son utilisation avec la télédétection. Puis nous évaluons la capacité du modèle modifié à reproduire la variabilité spatiale du LAI, de la biomasse aérienne non sénescente et des rendements de nos parcelles, et sa sensibilité à la précision des variables d'entrée caractérisant le sol et le climat.

I. ADAPTATIONS DU MODELE SUCROS

Nous avons repris les modifications introduites par Duke (1997) dans la partie du modèle simulant la croissance du peuplement en conditions potentielles. Elles avaient pour objet d'adapter le modèle au contexte cultural du nord de la France, et prenaient en compte les caractéristiques des variétés actuellement semées dans cette région (augmentation de l'efficacité de la photosynthèse nette en fin de cycle et de la précocité de l'allocation préférentielle des assimilats vers le pivot).

Les modifications que nous avons alors réalisées ont consisté, pour la première, à lier entre eux par une régression non linéaire deux paramètres décrivant les résultats d'implantation, pour la seconde à augmenter la sensibilité du LAI au stress hydrique.

I.1. Calcul de la surface foliaire initiale par plante en fonction de la durée semis-levée

Boiffin *et al.* (1992) ont montré que l'allongement de la durée semis-levée entraînait une diminution de la taille des plantules. Nous avons utilisé leurs données expérimentales pour déterminer une relation entre la durée semis-levée TMSEM et le paramètre surface foliaire

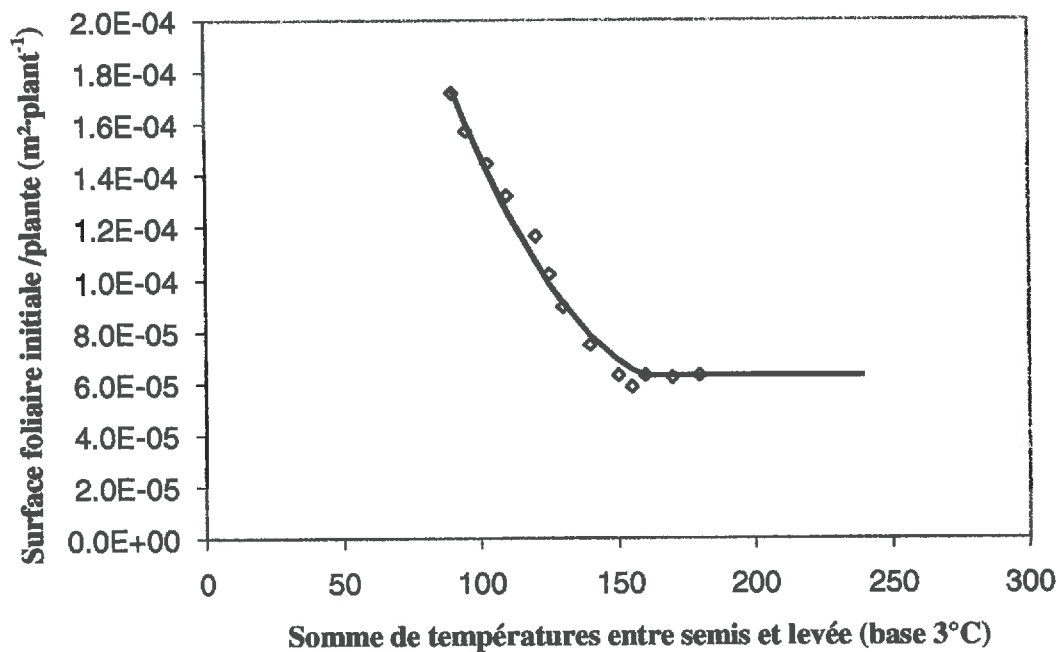


Figure 2.1: Régression établie entre la surface foliaire initiale par plante et la somme de températures en base 3°C.j entre le semis et l'émergence (\diamond surface foliaire initiale par plante, — régression) (données issues de Boiffin *et al.*, 1992).

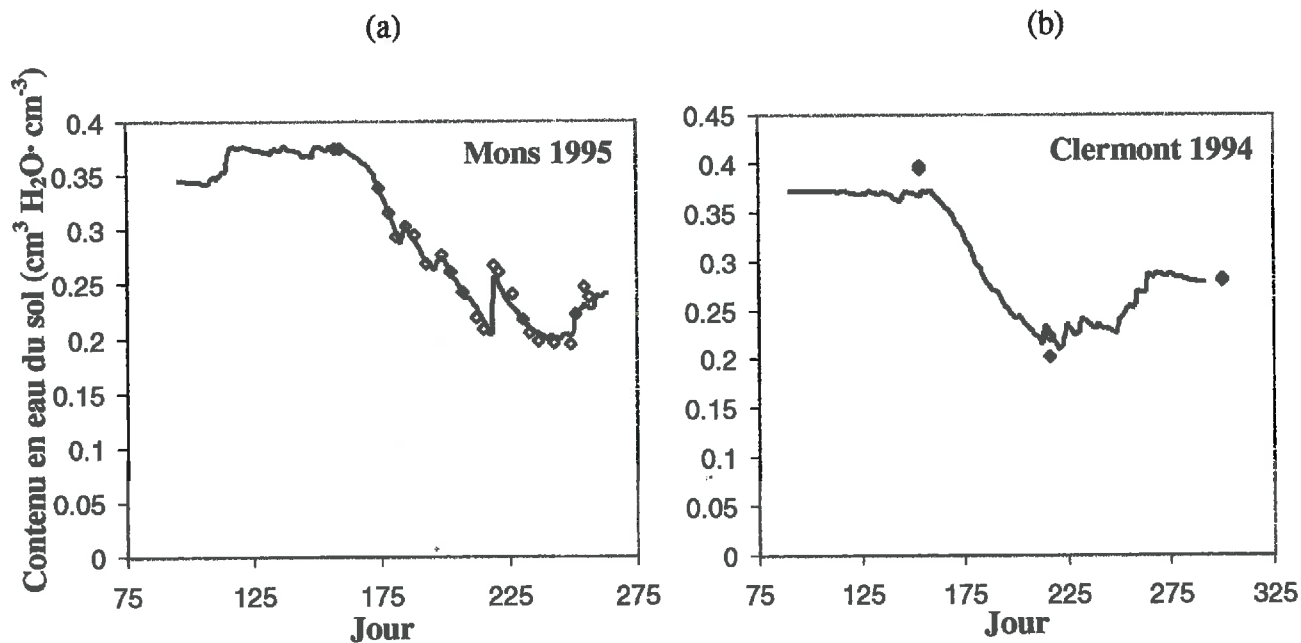


Figure 2.2: Comparaison du contenu en eau du sol intégré simulé par SUCROS avec le contenu en eau du sol mesuré (a) sur l'essai de Mons-en-Chaussée en 1995 et (b) sur l'essai de Clermont Les Fermes en 1994 (\diamond contenu en eau observé, — contenu en eau simulé).

initiale LA0 difficile à estimer en tout point à l'échelle régionale (cf Eq. 1.1). Nous avons ainsi obtenu une régression quadratique (Eq. 2.1) entre LA0 et TMSEM (figure 2.1) que nous avons introduite dans le modèle, et qui a permis de réduire le nombre de paramètres caractéristiques du résultat de l'implantation :

$$LA0 = (55 - 0.56 \times TMSEM + 0.0016 \times TMSEM^2) 10^{-5} \quad (R^2=0.99) \quad (2.1)$$

I.2. Modifications pour une meilleure prise en compte du stress hydrique

SUCROS est issu d'une famille de modèles génériques, à l'origine créés pour les céréales. De ce fait, la modélisation des phénomènes de sénescence, de translocation/allocation d'assimilats dans la plante ne sont pas tout à fait adaptés au cas d'une plante bisannuelle dont on récolte la racine et non le fruit, avant même que la phase végétative ne soit terminée. Ces défauts apparaissent d'autant plus en période de stress hydrique estival, où les flux d'assimilats au sein de la plante ne sont pas correctement affectés par ce stress. Nous avons donc dû modifier le modèle pour améliorer la simulation du LAI, variable de couplage avec la télédétection, afin d'augmenter la puissance de la méthode.

Dans la version initiale du modèle, le stress hydrique n'affectait que l'efficacité de la photosynthèse nette, et pour des stress élevés, la partition des assimilats entre racines fonctionnelles et autres organes. En effet, le modèle initial prenait en compte les effets du stress hydrique à travers deux facteurs. Un premier facteur de stress, FSH, régula le taux de conversion du CO₂ en CH₂O à l'issue de la photosynthèse. Un second facteur de stress, augmentait la proportion d'assimilats allouée aux racines fibreuses aux dépens du reste de la plante, lorsque la transpiration potentielle devenait plus de deux fois plus importante que la transpiration réelle.

L'effet du stress hydrique sur la vitesse de sénescence a d'abord été introduit dans le modèle par Ceotto *et al.* (1999) à l'aide de mesures expérimentales réalisées en conditions sèches à Mons (Picardie) en 1995. Un premier essai de validation a montré que cet ajout au modèle était insuffisant pour traduire la variation du LAI sous l'effet du stress hydrique. Nous avons donc repris les données expérimentales acquises sur l'essai de Mons et sur un essai réalisé à Clermont en 1994 (Droulin, 1995), pour adapter et calibrer le modèle SUCROS. Sur ces essais, des mesures de teneur en eau du sol, d'indice foliaire (LAI), de biomasse de feuilles sénescentes, et de biomasse de pivot (le pivot est considéré non décollé), ont été réalisées à différentes dates au cours du cycle. Étant donné le nombre limité de données dont nous disposions pour réaliser ces modifications du modèle, notre objectif s'est limité à adapter le modèle à son utilisation pour l'estimation des rendements pendant la campagne culturale de 1995.

Après nous être assurés que le module de gestion de l'eau de SUCROS était fiable puisque le contenu en eau du sol était correctement simulé (figure 2.2), nous avons vérifié que le modèle n'était pas apte à reproduire les fortes diminutions de l'indice foliaire en cas de stress hydrique (figure 2.3).

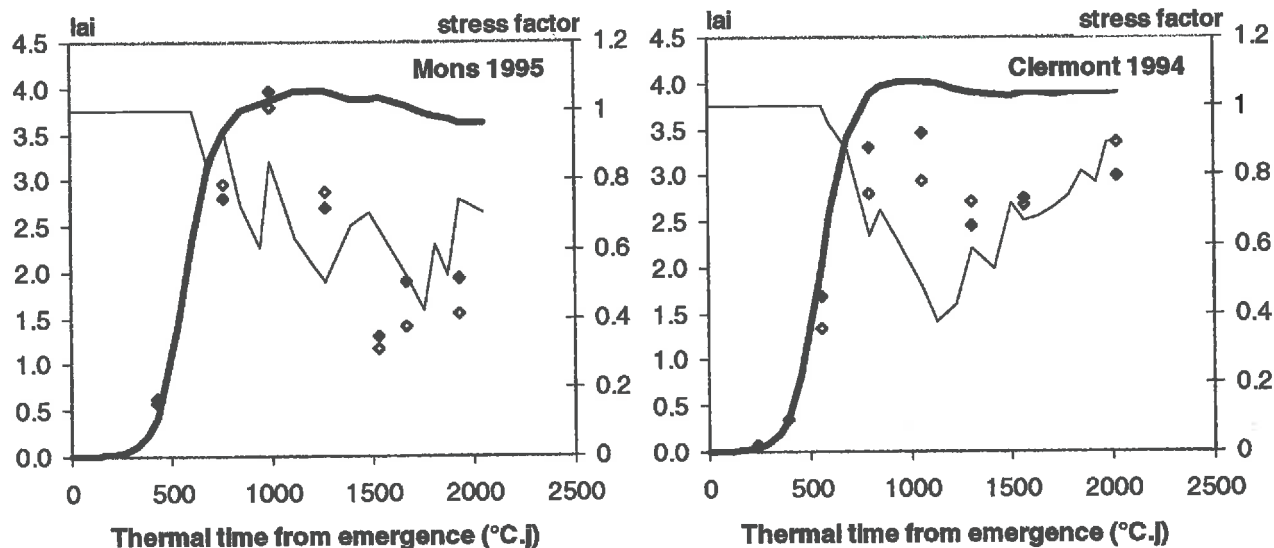


Figure 2.3: Simulations du LAI par le modèle SUCROS initial sur les essais de Mons-en-Chaussée en 1995 et Clermont Les Fermes en 1994. Comparaison avec les LAI mesurés (\diamond lai observé bloc I, \blacklozenge lai observé bloc II, — lai simulé, — facteur de stress hydrique).

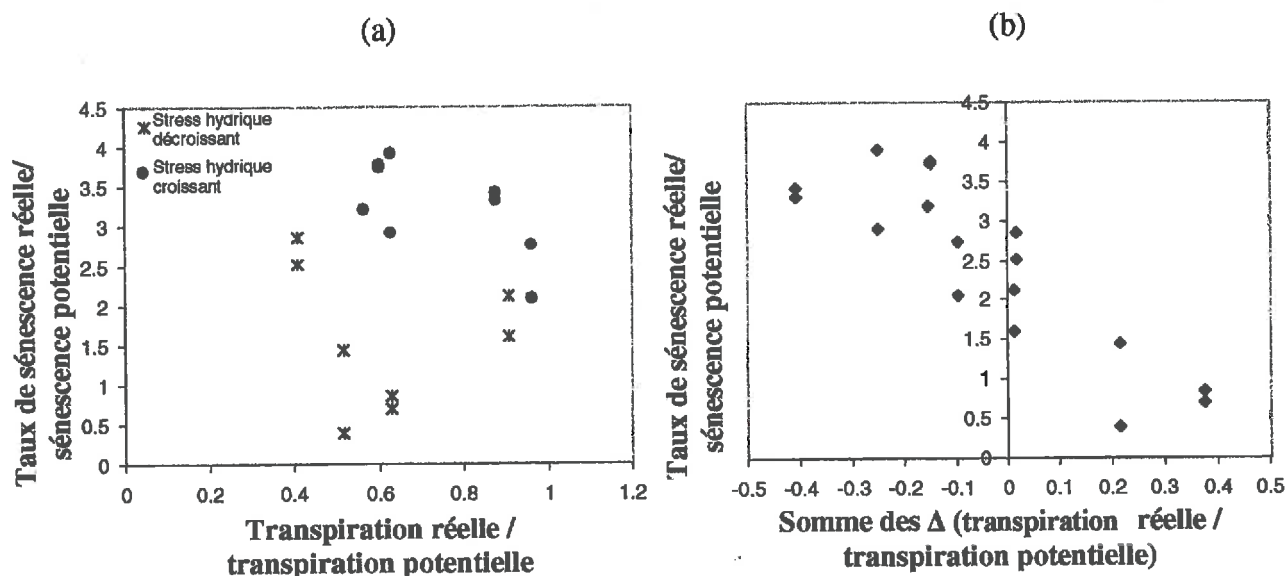


Figure 2.4: Rapport de la vitesse de sénescence réelle observée sur la vitesse de sénescence en conditions potentielles de croissance (a) en fonction du facteur de stress hydrique moyen (rapport moyen de la transpiration réelle sur la transpiration potentielle entre deux mesures), et (b) en fonction de la somme des variations journalières du facteur de stress hydrique entre deux mesures, sur les deux essais de Mons-en-Chaussée et Clermont Les Fermes.

Nous avons alors proposé plusieurs ajouts en nous appuyant sur des études conduites sur l'analyse du fonctionnement des betteraves sucrières en conditions hydriques limitantes. Ces études relatent des effets sur la vitesse de sénescence des feuilles, sur le partitionnement des assimilats entre parties aériennes et pivot et sur la translocation d'assimilats depuis le pivot vers les parties aériennes.

D'une part, Milford *et al.* (1985) ont montré qu'une période de stress hydrique entraînait une augmentation de la vitesse de sénescence « naturelle », et que la sénescence (y compris la sénescence « naturelle ») s'arrêtait temporairement lorsque le stress était levé. Nous avons donc introduit dans le modèle une relation entre un facteur accélérateur de la vitesse de sénescence et le stress hydrique considéré à la fois par son niveau et son sens de variation.

D'autre part, Werker *et al.* (1999) ont montré que la proportion d'assimilats allouée aux organes aériens au dépend des organes de stockage, diminuait d'autant plus rapidement que le stress hydrique augmentait. Par ailleurs, si le stress hydrique freine la croissance foliaire, il apparaît également que la levée du stress s'accompagne d'un redémarrage important de la croissance foliaire comme le montrent plusieurs expérimentations (Damay et Le Gouis, 1993, et figure 2.3). Une telle reprise de la croissance des organes aériens ne peut s'expliquer totalement par un rétablissement de l'allocation des assimilats aux organes aériens lors de la levée du stress². Des phénomènes de translocation de matière sèche depuis le pivot vers les organes aériens doivent alors être invoqués pour expliquer ces phénomènes de reprise de croissance aérienne (Jensen et Erie, 1971). Nous avons donc cherché à introduire dans le modèle un effet du stress hydrique et de son sens de variation sur l'allocation des assimilats entre parties aériennes et pivot, et sur la translocation de matière sèche depuis le pivot vers les parties aériennes.

Pour mettre en équation ces relations nous avons utilisé les mesures réalisées sur les deux essais de Mons et Clermont.

En premier lieu, nous avons calculé la vitesse de sénescence réelle entre deux mesures comme le ratio de la variation de masse de feuilles sénescentes sur la masse de feuilles vertes moyenne entre ces deux mesures. Nous avons établi le rapport de cette vitesse de sénescence réelle à la vitesse de sénescence « naturelle » ou « potentielle » (en l'absence de stress hydrique) donnée par SUCROS. Ce rapport a été mis en relation avec le facteur de stress hydrique moyen entre ces mesures, calculé à partir des valeurs journalières simulées par SUCROS (figure 2.4). Le rapport des vitesses de sénescence dépend bien du niveau de stress, mais également du sens de variation de ce stress (figure 2.4a) : lorsque le stress hydrique augmente, ce rapport atteint rapidement une valeur proche de 4, puis lorsque le stress s'atténue, la vitesse de sénescence réelle diminue rapidement jusqu'à atteindre la vitesse de sénescence potentielle avant même que le stress ne se soit annulé. Si l'on compare le rapport des vitesses de sénescence avec la somme des variations journalières du facteur de stress hydrique entre deux mesures (figure 2.4b), on constate que la vitesse de sénescence réelle peut même devenir inférieure à la vitesse de sénescence en conditions de croissance

² Rappelons que la proportion des assimilats allouée aux organes aériens est faible : 28% pendant la phase estivale.

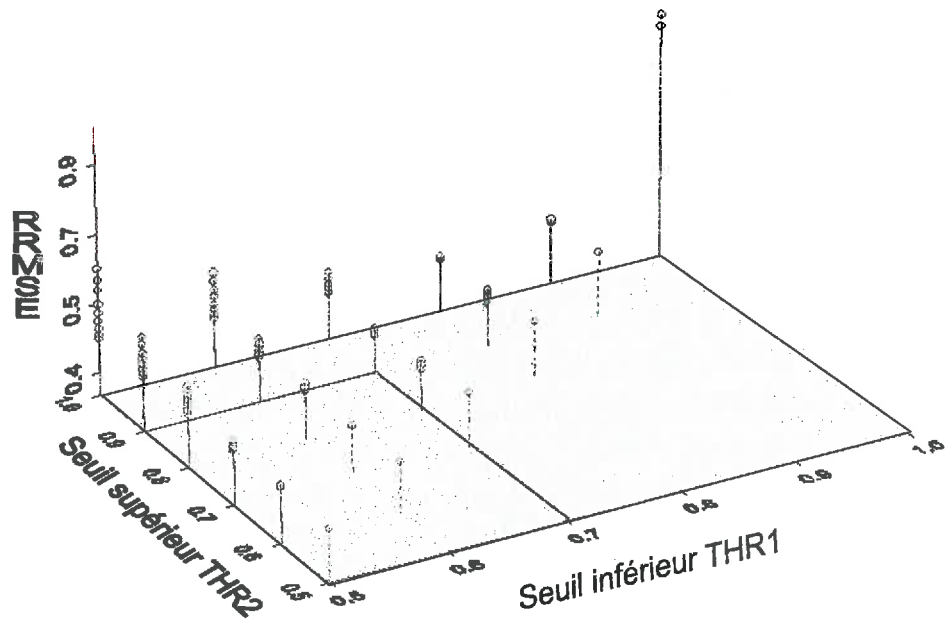


Figure 2.5: Somme des RRMSE calculées entre LAI simulés et mesurés et Poids sec du pivot simulés et mesurés sur les essais de Mons-en-Chaussée et de Clermont Les Fermes, en fonction des valeurs prises par les seuils de stress hydrique pilotant l'allocation préférentielle vers le pivot et la translocation de matière sèche du pivot vers les parties aériennes. Pour chaque couple de valeurs de seuils (THR1, THR2), sont représentés les valeurs de RRMSE pour une proportion de matière sèche du pivot transloquée variant entre 0.2 et 1% de la matière sèche totale du pivot (9 valeurs). Les traits verticaux sous les points représentent la distance du point au plan horizontal (c'est-à-dire la valeur de la RRMSE).

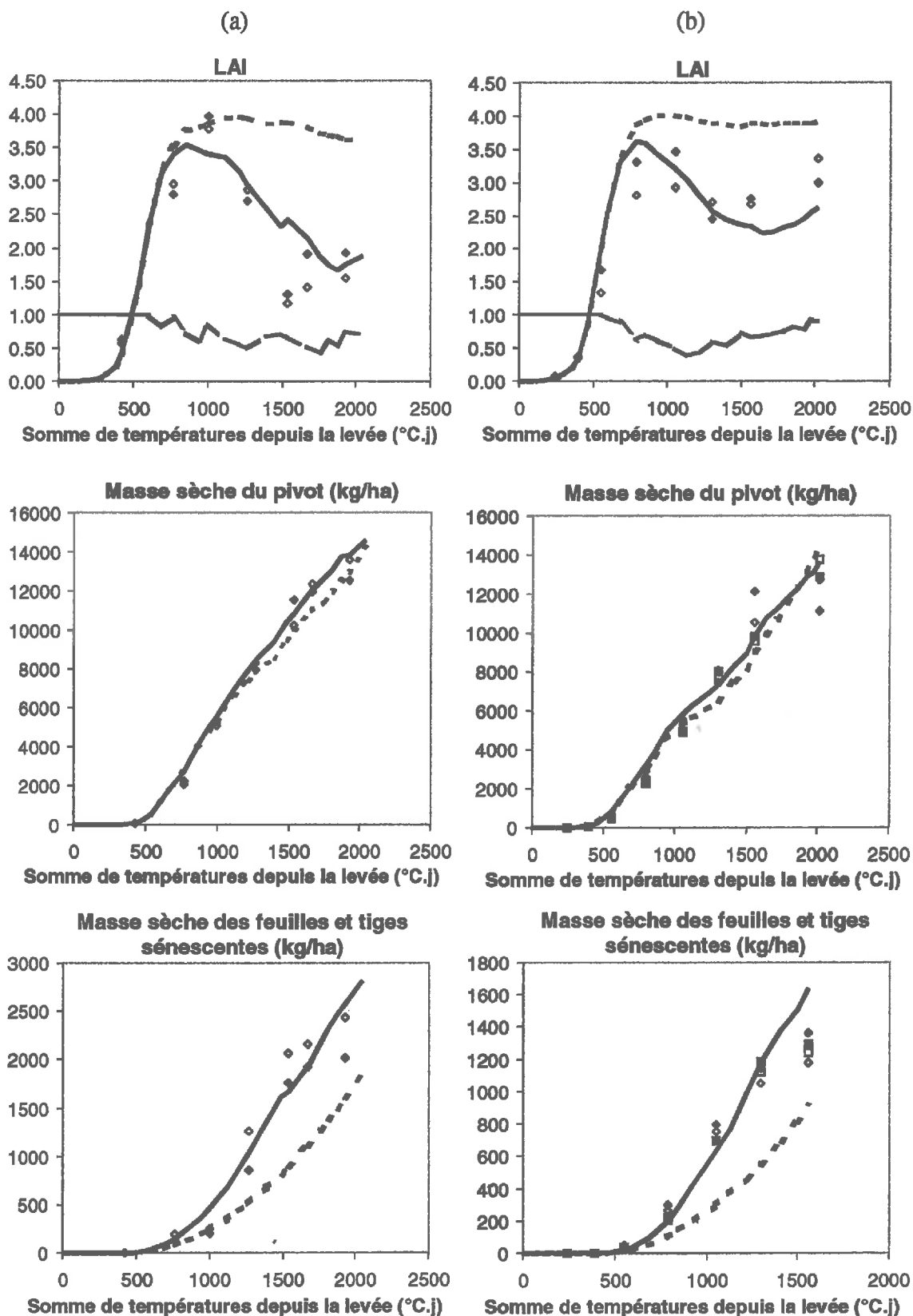


Figure 2.6: Sur les essais de Mons en 1995 (a) et de Clermont en 1994 (b), comparaison des LAI, masses sèches des pivots et des feuilles sénéscentes simulés par la version initiale de SUCROS (----) et par la version modifiée de SUCROS (—), aux LAI, masses sèches des pivots et des feuille sénéscentes mesurés sur les différents blocs(◇◆□■).

RMSE RRMSE	LAI estimé par le modèle SUCROS		Biomasse sénescence estimée par le modèle SUCROS (poids sec en kg/ha)		Biomasse du pivot estimée par le modèle SUCROS (poids sec en kg/ha)	
	initial	modifié	initial	modifié	initial	modifié
Mons 1995	1.56 <i>0.74</i>	0.56 <i>0.27</i>	611 <i>0.08</i>	410 <i>0.06</i>	611 <i>0.56</i>	192 <i>0.18</i>
Clermont 1994	0.82 <i>0.40</i>	0.35 <i>0.17</i>	989 <i>0.20</i>	583 <i>0.12</i>	310 <i>0.64</i>	150 <i>0.31</i>

Tableau 2.1 : Ecarts quadratiques moyens (RMSE) et moyens relatifs (RRMSE) d'estimation du LAI, de la biomasse sénescence et du rendement en sur les deux essais de Mons et Clermont.

potentielle lorsque le stress hydrique diminue fortement, ce qui est cohérent avec ce qu'ont montré Milford *et al.* (1985).

Ces mesures nous ont permis d'établir une régression entre le ratio des vitesses de sénescence, le facteur de stress hydrique moyen et la somme des variations journalières de ce facteur entre deux mesures, avec un coefficient de détermination R^2 de 0.84 (Eq. 2.2).

$$\frac{RDR_j}{RDRST_j} = 3.5 - 1.7 \times \overline{FSH}_{(j-5, j-1)} - 9.6 \times \sum_{i=j-5}^{j-1} (FSH_i - FSH_{i-1}) + 7.1 \times \overline{FSH}_{(j-5, j-1)} \times \sum_{i=j-5}^{j-1} (FSH_i - FSH_{i-1}) \quad (2.2)$$

où RDR_j est la vitesse de sénescence réelle au jour j , $RDRST_j$ est la vitesse de sénescence en conditions potentielles de croissance, FSH_i est le facteur de stress hydrique (transpiration réelle/transpiration potentielle) du jour i .

En second lieu, nous avons modélisé l'effet du stress hydrique sur l'allocation et la translocation d'assimilats entre pivot et parties aériennes. Les lois sont conservées pour la répartition des assimilats entre feuilles et tiges. Nous avons fait l'hypothèse qu'en cas de fort stress, en-deçà d'un certain seuil de stress hydrique $THR1$, et dans le cas où le stress augmente, les assimilats étaient totalement dirigés vers le pivot au dépend des parties aériennes. Nous avons également supposé qu'en cas de stress modéré, au-delà de ce seuil $THR1$ et en-deçà du seuil $THR2$, et dans le cas où le stress diminue, une proportion $PARLSO$ de matière sèche est prélevée du pivot et redirigée vers les parties aériennes. Nous avons recherché le jeu de valeurs des paramètres $PARLSO$, $THR1$ et $THR2$ minimisant la somme des erreurs relatives moyennes d'estimation ($RRMSE$) du LAI et du poids du pivot récolté sur nos deux essais. Les valeurs prises par ces paramètres vont de 0.5 à 0.9 pour $THR1$ et $THR2$, et de 0.002 à 0.01 pour $PARLSO$. Lorsque $THR1=THR2$, il n'y a pas de translocation. La $RRMSE$ calculée est minimale pour le jeu de paramètres ($PARLSO=0.007$, $THR1=0.7$, $THR2=0.9$) (figure 2.5). Ces valeurs ont donc été introduites dans le modèle.

La figure 2.6 compare les simulations du LAI, de la masse sèche du pivot et de la masse sèche de feuilles sénescentes du modèle SUCROS initial et du modèle SUCROS modifié sur les deux essais de calibration. Les variations du LAI, de la masse sèche du pivot et de la masse sèche de feuilles sénescentes au cours du cycle sont globalement mieux simulées par le modèle modifié. L'écart quadratique moyen d'estimation ($RMSE$) du LAI ou de la biomasse sénescente est divisé par 2 (tableau 2.1). L'amélioration est moins remarquable pour l'estimation de la masse sèche du pivot, variable qui n'est pas directement affectée par le stress hydrique, contrairement au LAI et à la matière sénescente.

Bien qu'améliorée, la description de la dynamique du LAI reste encore imparfaite. L'effet du stress hydrique sur la sénescence n'a pu être approché que de façon grossière et a été introduit à l'échelle instantanée dans le modèle alors qu'il a été caractérisé sur des périodes d'environ dix jours à l'aide des mesures. L'allocation et la translocation de matière sèche entre parties aériennes et pivot en fonction du stress hydrique ont également été calibrées avec peu de mesures et de situations climatiques. Afin que le modèle puisse être aussi opérationnel sur d'autres situations climatiques que celle de l'année 95, une calibration plus fine serait

nécessaire. Pour cela, un plus grand nombre de données devrait être acquis sur des situations culturelles et climatiques plus contrastées, avec un pas de mesures plus proche du pas de variation du stress hydrique. Un travail plus global sur le modèle est actuellement en cours, en collaboration avec un chercheur de l'AFRC de Rothamsted (Richter G. *et al.*, 2001).

Cependant, nous avons réduit l'erreur de structure du modèle en rendant le LAI plus sensible au stress hydrique. De ce fait, l'écart entre la variable simulée par le modèle et celle mesurée par télédétection, sera proportionnellement plus lié à une erreur de paramétrage qu'à un défaut de structure du modèle. L'assimilation devrait permettre de corriger cette erreur de paramétrage, et ce d'autant mieux que le LAI, variable de couplage entre le modèle et la télédétection, est plus sensible aux conditions pédoclimatiques.

II. EVALUATION DU MODELE SUCROS

II.1. Matériel et méthode

II.1.1. Classification des parcelles

Nous avons évalué les capacités du modèle à reproduire la croissance et à estimer le rendement, sur les 48 parcelles échantillonnées sur nos deux bassins sucriers. Au préalable, afin de distinguer l'erreur d'estimation due à la structure même du modèle, de celle liée à ses conditions d'utilisation, nous avons réalisé une classification des parcelles. Nous avons d'abord identifié les parcelles hors du domaine de validité de SUCROS, en nous fondant sur les notations faites en cours de culture par les techniciens des sucreries ou de l'ITB, c'est-à-dire celles pour lesquelles le rendement a été déterminé par des facteurs non pris en compte par le modèle. Puis nous avons jugé la qualité de description, pour chacune des parcelles, du climat et du sol, à travers la précision des variables d'entrée et de forçage caractérisant les propriétés hydriques du sol d'une part, et le climat d'autre part. Cette classification avait pour objet d'éviter les confusions d'effets dans l'analyse des performances du modèle utilisé seul sans couplage avec la télédétection.

Critères de classification

Domaine de validité de SUCROS

Les parcelles classées hors du domaine de validité du modèle, sont celles dont la croissance et le développement ont été affectés par des facteurs dont le modèle ne reproduit pas les effets. Cela concerne deux parcelles qui ont été infestées de nématodes, et deux parcelles qui ont reçu un apport de fumure organique dont la minéralisation en fin de cycle cultural a accéléré la croissance de manière marginale par rapport aux autres parcelles.

Description des propriétés hydriques du sol

9 parcelles sont hors de la carte des sols de l'Aisne (elles sont sur le département de la Somme pour lequel aucune carte de précision identique n'existe), et elles ont de ce fait des propriétés

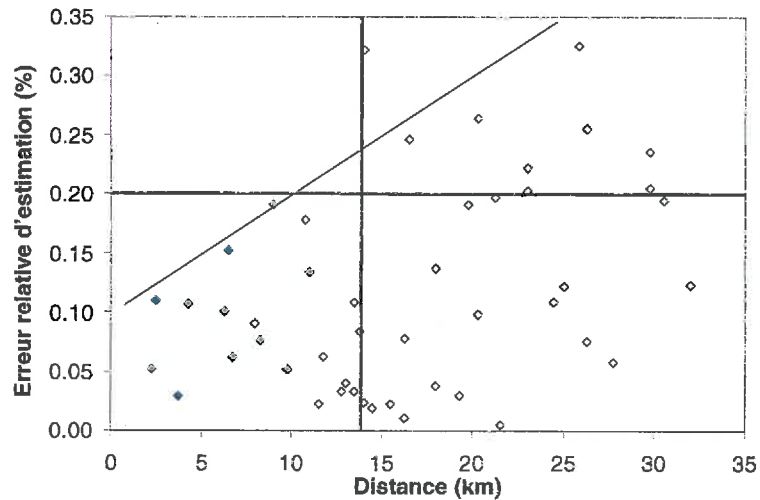


Figure 2.7: Ecarts relatifs entre les rendements simulés par le modèle SUCROS modifié et les rendements mesurés en fonction de la distance des parcelles aux postes synoptiques (◆ parcelle d'Epeville, ◇ parcelle de Marle).

	Sur la carte des sols				Hors de la carte des sols			
	Pas de substrat crayeux		Sur un substrat crayeux		Pas de substrat crayeux		Sur un substrat crayeux	
	Epeville	Marle	Epeville	Marle	Epeville	Marle	Epeville	Marle
Dans la zone d'influence des postes climatiques	107	202	<i>120</i>	<i>208</i>	105			
	108	204			106			
	109	205			110			
	111	206						
	112	209						
	113	210						
	114	211						
	116	214						
	117	226						
	118							
Hors de la zone d'influence des postes climatiques		207		<i>201</i>	<i>101</i>		<i>119</i>	
		212		<i>203</i>	<i>102</i>		<i>121</i>	
		213		<i>223</i>	<i>103</i>			
		215		<i>225</i>	<i>104</i>			
		216						
		219						
		222						
		224						
		227						
		<i>217</i>						
	<i>218</i>							
	<i>220</i>							
	<i>221</i>							

Tableau 2.2 : Classification des 48 parcelles échantillonnées sur les deux bassins sucriers. Les parcelles en gras sont les 20 parcelles constituant le premier groupe de parcelles dans le domaine de validité dont le sol et le climat sont bien caractérisés. Les parcelles en italique sont les parcelles du quatrième groupe, hors du domaine de validité de SUCROS (parcelles soulignées), et/ou dont le sol et le climat sont mal caractérisés, et/ou dont plus du quart de la surface est sur un substrat crayeux.

hydriques mal caractérisées. Quelques prélèvements ont permis d'identifier des profils de sol sur ces parcelles, mais on ne connaît pas leur représentativité.

8 parcelles (dont 2 hors de la carte des sols) ont plus du quart de leur surface affectée à la classe « substrat crayeux ». Or, la craie peut présenter des faciès très différents : un matériau jaunâtre, magnésien, correspondant à des bancs durs et peu gélifs impénétrables par les racines, ou au contraire un matériau tendre et fissuré qui peut servir de réservoir d'eau mobilisable par remontées capillaires ou par pénétration directe des racines au même titre qu'un sol limoneux (Maucorps, communication personnelle). Ces deux faciès, qui ont des propriétés hydrodynamiques très différentes, ne sont pas individualisés sur la carte des sols de l'Aisne. Par conséquent, les propriétés hydriques des sols de ces parcelles sont également mal caractérisées.

Description du climat

Etant donnée la distribution spatiale des postes climatiques (cf Chapitre 1, figure 1.1), on pouvait s'attendre à ce que le climat de certaines parcelles ne soit pas correctement représenté par ces postes. Nous avons donc cherché à déterminer la zone d'influence des postes météo comme la distance maximale des parcelles aux postes synoptiques au-delà de laquelle on ne pouvait plus considérer le climat décrit par le poste comme suffisamment représentatif de celui de la parcelle. Pour cela, nous avons simulé le rendement de chaque parcelle du bassin d'Eppeville avec le climat décrit par le poste synoptique de Fontaine Les Clercs, et le rendement de chaque parcelle du bassin de Marle avec le climat décrit par le poste de La Selve, puis avec le climat décrit par le poste de Vervins. Nous avons ensuite examiné l'erreur relative d'estimation du rendement par parcelle en fonction de la distance de la parcelle au poste synoptique utilisé pour la simulation. Nous nous sommes limités aux 29 parcelles décrites par la carte des sols afin d'éviter la confusion des erreurs. La figure 2.7 représente l'erreur relative d'estimation du rendement des parcelles en fonction de leur distance au poste synoptique. Les parcelles du bassin de Marle sont à des distances beaucoup plus variables et globalement plus grandes des postes synoptiques que celles du bassin d'Eppeville. On observe qu'au-delà d'une distance d'environ 14 km entre la parcelle et le poste synoptique, des écarts de plus de 20% apparaissent entre le rendement simulé et le rendement mesuré. Nous en concluons qu'au-delà d'une distance de 14 km entre parcelle et poste, nous ne pouvons plus accepter l'hypothèse que le climat décrit par le poste est représentatif de celui de la parcelle si nous ne voulons pas prendre un risque d'erreur d'estimation du rendement supérieure à 20%. Cette distance limite nous sert alors à identifier le premier groupe de 20 parcelles dont le climat et le sol sont considérés comme correctement renseignés.

Groupes de parcelles identifiés

Nous avons divisé les 48 parcelles de notre échantillon en 4 groupes (tableau 2.2) :

- un premier groupe de parcelles pour lesquelles le climat et le type de sol sont jugés correctement renseignés, c'est-à-dire qu'elles sont situées dans la zone d'influence du poste météo le plus proche, et qu'elles sont renseignées par la carte des sols (parcelles en gras sur fond jaune dans le tableau 2.2),

- un second groupe de parcelles dont le type de sol est correctement renseigné, mais dont le climat est mal décrit, c'est-à-dire qu'elles sont situées hors de la zone d'influence du poste météo le plus proche,
- un troisième groupe composé des parcelles non décrites par la carte des sols de l'Aisne, mais dont le climat est bien caractérisé (parcelles 105, 106 et 110 du tableau 2.2),
- un dernier groupe de parcelles, hors du domaine de validité du modèle et/ou dont le type de sol et le climat sont mal renseignés, et/ou dont plus du quart de la surface est sur un substrat crayeux (parcelles en italiques du tableau 2.2).

Le rendement a été mesuré sur chacune des 48 parcelles³. Le LAI et la biomasse aérienne verte ont été mesurés par échantillonnage à 4 ou 5 dates au cours du cycle, sur 21 surfaces carrées parmi les 48 parcelles (cf Chapitre 1, II.2.).

Le premier groupe de parcelles nous a servi à évaluer la capacité du modèle initial puis du modèle modifié à reproduire la variabilité spatiale des rendements. Les second et troisième groupes de parcelles nous ont permis d'estimer l'erreur occasionnée par une mauvaise description spatiale des variables d'entrée et de forçage caractérisant respectivement le sol et le climat. Enfin, le dernier groupe nous a permis de mettre en évidence la nécessité de recourir au couplage avec la télédétection pour donner au modèle de croissance la possibilité d'estimer les rendements sur les parcelles très mal caractérisées ou hors de son domaine de validité.

II.1.2. Méthode d'évaluation du modèle

Conditions de simulations

Pour chacune des parcelles, le modèle est initialisé avec la date de semis connue, le nombre de plantes levées et la durée semis-levée mesurés, et l'humidité du sol supposée à la capacité au champ au moment du semis (telle qu'indiquée par la carte des sols assortie des fonctions de pédotransfert).

Nous avons attribué à chaque parcelle du bassin d'Eppeville le climat du poste de Fontaines-lès-Clercs, et à chaque parcelle du bassin de Marle le climat de La Selve ou de Vervins suivant sa distance à l'un ou l'autre poste.

Critères d'évaluation

Les critères d'évaluation utilisés sont :

- l'efficacité du modèle (EF) (Mayer et Butler, 1993) qui mesure l'amélioration de l'estimation de la variable d'intérêt (rendement, LAI ou biomasse) apportée par le modèle par rapport à l'estimation par la moyenne des observations,

$$EF = 1 - \left(\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y}_i)^2} \right) \text{ où } y_i \text{ sont les valeurs observées (de moyenne } \bar{y}_i) \text{ et } \hat{y}_i \text{ les valeurs simulées de la variable d'intérêt,}$$

- l'écart quadratique moyen (RMSE) et l'écart quadratique moyen relatif (RRMSE) qui fournissent une valeur moyenne de l'erreur d'estimation de la variable d'intérêt,

³ Rappelons que le rendement mesuré correspond au poids frais du pivot non décollé et non au rendement « usine ».

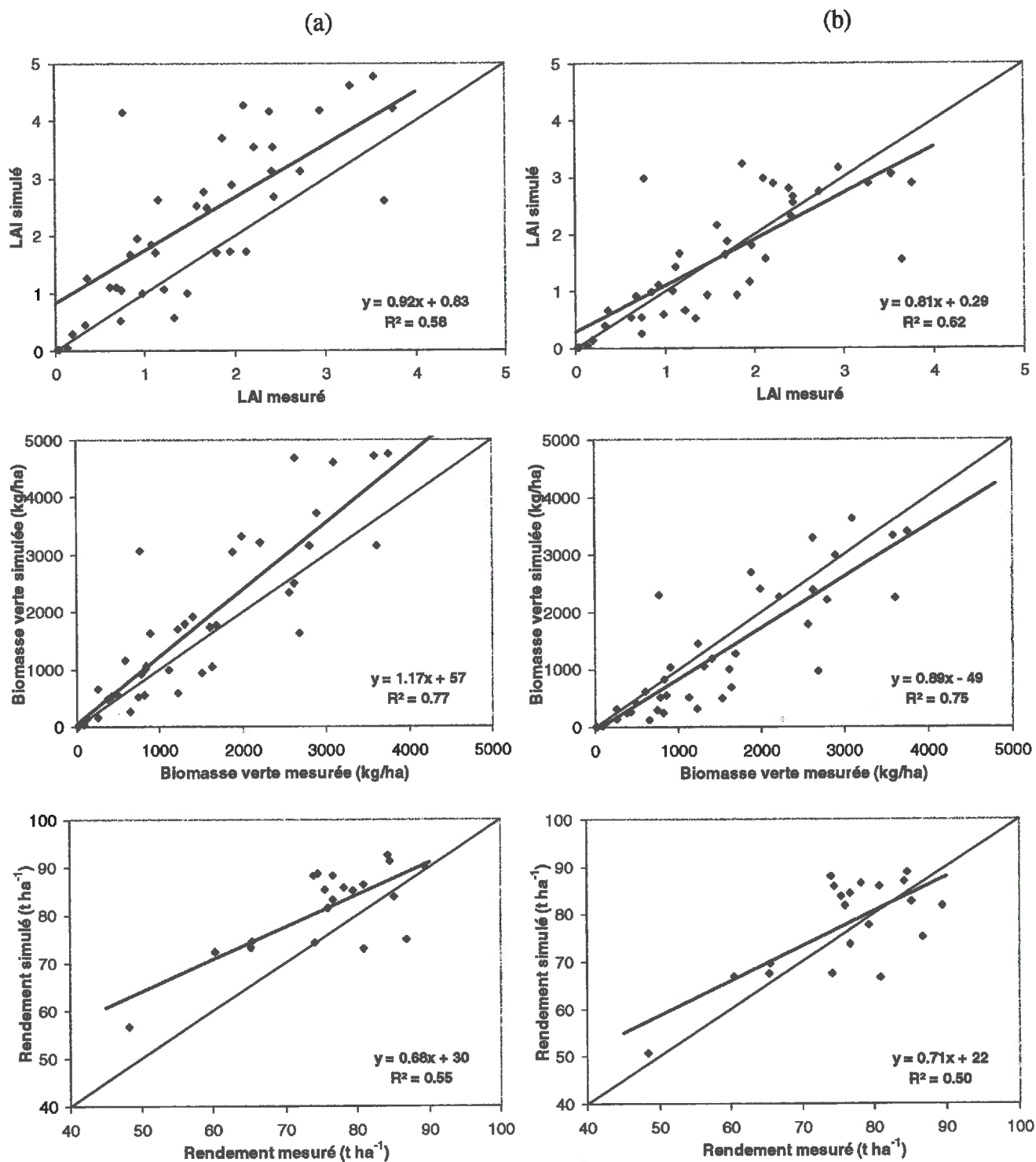


Figure 2.8 : LAI, biomasse aérienne verte et rendements simulés (a) par le modèle SUCROS non modifié et (b) par le modèle SUCROS modifié, en fonction des LAI, biomasse et rendements mesurés pour les 9 surfaces carrées et les 20 parcelles bien renseignées sur leur climat et leur type de sol (— régression, - - - ligne 1 :1).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad RRMSE = \frac{1}{\bar{y}_i} \sqrt{\frac{1}{n} \sum (y_i - \hat{y}_i)^2},$$

- les caractéristiques de la régression linéaire entre variables estimées et variables observées (pente, ordonnée à l'origine, coefficient de détermination R^2), qui indiquent la présence ou non d'un biais d'estimation (Brisson *et al.*, 2001) et la qualité d'estimation parcelle à parcelle.

II.2. Résultats

Pour le premier groupe de surfaces carrées, appartenant à des parcelles du domaine de validité du modèle et bien renseignées, nous avons comparé les résultats des simulations du LAI et de la biomasse aérienne verte, obtenus par le modèle SUCROS initial avec ceux obtenus par le modèle SUCROS modifié (figure 2.8). Nous avons également comparé les rendements simulés par le modèle SUCROS initial avec les rendements simulés par le modèle SUCROS modifié, sur les parcelles du domaine de validité du modèle bien renseignées (figure 2.8). Puis nous avons observé la dégradation des résultats en ajoutant au premier groupe de surfaces carrées (dans le cas du LAI et de la biomasse) ou de parcelles (dans le cas du rendement), tour à tour le second groupe de 8 surfaces carrées ou de 9 parcelles éloignées de plus de 14 km du poste synoptique le plus proche, et le troisième groupe de 4 surfaces carrées ou de 3 parcelles hors de la carte des sols. Les tableaux 2.3, 2.4 et 2.5 présentent les valeurs des différents critères d'évaluation du modèle pour l'estimation respectivement du LAI, de la biomasse aérienne verte, et du rendement.

II.2.1. Performances du modèle sur les carrés et les parcelles bien renseignées

Estimation du LAI et de la biomasse aérienne verte

L'efficacité du modèle est améliorée, et l'erreur d'estimation réduite par le modèle modifié (la RRMSE est réduite d'1/3 dans le cas du LAI) (tableau 2.3). Ceci s'explique en partie par la correction de la surestimation de ces variables que l'on observe avec le modèle initial (l'écart moyen devient positif et la valeur de l'ordonnée à l'origine de la régression est moindre avec le modèle modifié) (figure 2.8).

Estimation du rendement

L'efficacité du modèle a été également améliorée par la meilleure prise en compte des effets du stress hydrique sur la croissance. L'erreur moyenne d'estimation du rendement a été réduite, la RMSE passant de 8.7 tonnes/ha à 7.3 tonnes/ha et la RRMSE de 11.5% à 10.0%). La pente de la régression (tableau 2.5 et figure 2.8b) est plus proche de 1 et l'ordonnée à l'origine est réduite par rapport au modèle initial (tableau 2.5 et figure 2.8a), ce qui indique que le modèle modifié surestime moins les faibles rendements que le modèle initial. Le biais d'estimation a donc été réduit et la variabilité est mieux restituée. En revanche, le coefficient de détermination est plus faible dans le cas du modèle modifié ce qui correspond à une moins bonne corrélation entre valeurs simulées et observées, parcelle à parcelle.

		LAI simulé par				
		SUCROS initial	SUCROS modifié			
		Climat et sol bien renseignés (9 carrés, n=40)	Sol bien renseigné (9+8carrés,n=71)	Climat bien renseigné (9+4 carrés,n=56)	Groupes 1,2,3 (21 carrés,n=87)	
EF		0.05	0.56	0.59	0.51	0.55
Ecart		0.63	0.02	0.02	-0.07	-0.04
RMSE		1.04	0.67	0.68	0.77	0.75
RRMSE		0.66	0.43	0.43	0.48	0.47
Régression	Pente	0.92	0.81	0.75	0.68	0.69
	Ordonnée à l'origine	0.83	0.29	0.38	0.58	0.54
	R ²	0.58	0.62	0.62	0.55	0.57

Tableau 2.3 : Evaluation du modèle sur sa capacité à restituer le LAI, selon le niveau de renseignement des variables climatiques et des propriétés hydriques des sols des surfaces carrées (n représente le produit du nombre de carrés par le nombre de dates de mesures).

		Biomasse aérienne verte (kg/ha) simulée par				
		SUCROS initial	SUCROS modifié			
		Climat et sol bien renseignés (9 carrés, n=40)	Sol bien renseigné (9+8carrés,n=71)	Climat bien renseigné (9+4 carrés,n=56)	Groupes 1,2,3 (21 carrés,n=87)	
EF		0.49	0.68	0.62	0.68	0.63
Ecart		309	209	290	122	219
RMSE		769	606	694	642	700
RRMSE		0.53	0.42	0.46	0.45	0.47
Régression	Pente	1.17	0.89	0.75	0.80	0.72
	Ordonnée à l'origine	57	-49	82	171	193
	R ²	0.77	0.75	0.69	0.70	0.67

Tableau 2.4 : Evaluation du modèle sur sa capacité à restituer la biomasse aérienne verte, selon le niveau de renseignement des variables climatiques et des propriétés hydriques des sols des surfaces carrées (n représente le nombre d'individus).

		Rendement (t/ha) simulé par					
		SUCROS initial	SUCROS modifié				
		Climat et sol bien renseignés (20 parcelles)	Sol bien renseigné (20+9 parcelles)	Climat bien renseigné (20+3 parcelles)	Groupes 1,2,3 (20+9+3 parcelles)	Toutes parcelles (48 parcelles)	
EF		0.18	0.42	0.44	0.24	0.33	-0.21
Ecart		5.68	0.11	0.70	-0.76	0.02	-3.02
RMSE		8.7	7.3	7.8	8.4	8.5	13.3
RRMSE		0.12	0.10	0.10	0.11	0.11	0.18
Régression	Pente	0.68	0.71	0.67	0.60	0.61	-
	Ordonnée à l'origine	30	22	24	31	29	-
	R ²	0.35	0.50	0.50	0.38	0.42	0.08

Tableau 2.5 : Evaluation du modèle sur sa capacité à restituer le rendement, selon le niveau de renseignement des variables climatiques et des propriétés hydriques des sols des parcelles (1 seule mesure et simulation du rendement par parcelle).

L'amélioration de l'estimation de la variable de sortie « Rendement » prouve la bonne sensibilité de cette variable à la variable d'état « LAI », elle-même mieux restituée par le modèle modifié. Le couplage du modèle avec la télédétection, par le biais du LAI, devrait donc également entraîner une amélioration de la prévision des rendements.

II.2.2. Performances du modèle sur les parcelles mal renseignées

Estimation du LAI et de la biomasse aérienne verte

L'imprécision sur les propriétés hydriques des sols dégrade les performances du modèle pour l'estimation du LAI. La RRMSE passe ainsi de 0.43 pour les parcelles dont le climat et le sol sont bien caractérisés, à 0.48 lorsqu'on ajoute à ce premier groupe les parcelles dont le sol est mal caractérisés (tableau 2.3). En ce qui concerne la biomasse aérienne verte, la dégradation est également sensible lorsqu'on ajoute une imprécision sur les variables climatiques (tableau 2.4).

Estimation du rendement

Les performances du modèle sont globalement peu dégradées par l'ajout de parcelles dont le climat est mal caractérisé (tableau 2.5 et figure 2.9). Seule une parcelle du second groupe est en-dehors du nuage de points, correspondant à une forte surestimation du rendement par le modèle. En revanche, la simulation sur les 3 parcelles en-dehors de la carte des sols démontre bien la sensibilité forte du modèle à la caractérisation du sol et sa difficulté à restituer la variabilité spatiale des rendements sans une description fine de la répartition spatiale des propriétés hydriques des sols. Ainsi, alors que les rendements mesurés sur ces 3 parcelles sont compris entre 65 et 87 t/ha, les rendements simulés sont compris entre 84 et 89 t/ha en raison de la caractérisation similaire des propriétés hydriques des sols sur les trois parcelles.

II.2.3. Performances du modèle dans le cas particulier des parcelles sur substrat crayeux

Le dernier groupe de notre échantillon comprend 2 parcelles correctement renseignées sur leur climat et leur sol, dont la particularité est d'être sur un substrat crayeux. Seul le rendement a été mesuré sur ces parcelles. 36% de la surface de l'une est sur un substrat crayeux à 0.85 m de profondeur, 81% de la surface de l'autre est sur un substrat crayeux à 0.3 m de profondeur.

Nous avons testé deux descriptions de la craie sur ces parcelles :

- soit comme un substrat impénétrable,
- soit comme un limon moyen atteignant 1.8 m de profondeur.

La figure 2.10 montre les rendements simulés sur ces 2 parcelles avec chacune de ces hypothèses. Pour la première parcelle, le rendement simulé varie de 62 à 65 t/ha selon l'hypothèse choisie, ce qui ne suffit pas à corriger l'écart au rendement mesuré. La surestimation du rendement par le modèle provient probablement d'une autre source d'erreur, la craie n'apparaissant qu'assez profondément et sur un tiers seulement de la surface de la parcelle. Dans le cas de la seconde parcelle, dont presque la totalité de la surface est sur un substrat crayeux peu profond, le rendement simulé varie de 53 à 82 t/ha selon que les propriétés hydriques de la craie sont nulles ou identiques à celles d'un limon profond, alors que le rendement mesuré est de 67 t/ha. Les propriétés hydriques de la craie sont

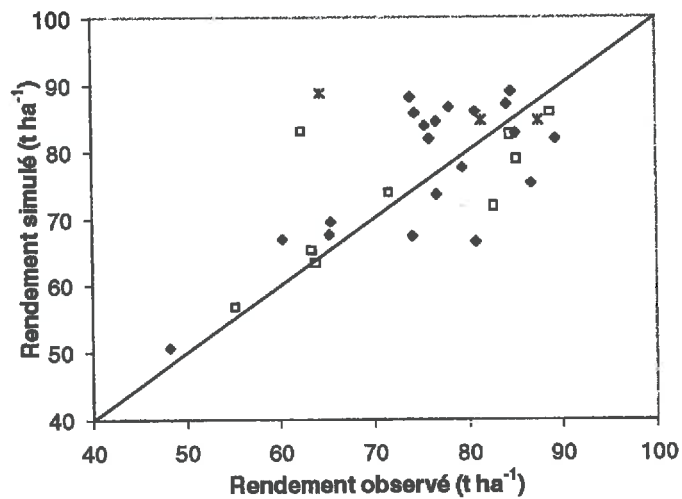


Figure 2.9 : Rendements simulés par le modèle SUCROS modifié en fonction des rendements observés pour les 20 parcelles bien renseignées sur leur climat et leur type de sol (\blacklozenge), les 9 parcelles bien renseignées sur leur type de sol mais mal renseignées sur leur climat (\square), et les 3 parcelles bien renseignées sur leur climat mais mal renseignées sur leur type de sol ($*$).

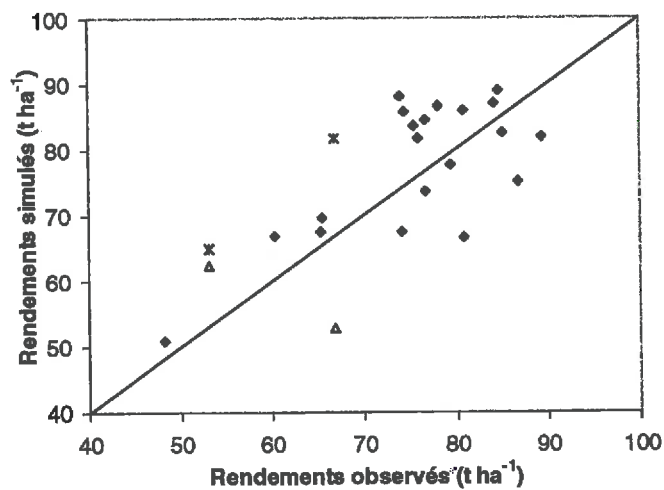


Figure 2.10 : Rendements simulés par le modèle SUCROS modifié en fonction des rendements observés pour les 20 parcelles bien renseignées sur leur climat et leur type de sol (\blacklozenge) et les 2 parcelles bien renseignées sur leur climat et leur type de sol, dont plus de 35% de la surface est sur un substrat crayeux (\blacktriangle dans le cas où la craie est considérée comme un substrat, $*$ dans le cas où la craie est considérée comme un limon profond).

probablement intermédiaires entre celles d'un roche dure et celles d'un sol profond, et variables selon le type de faciès.

II.2.4. Performances du modèle pour l'estimation du rendement sur l'ensemble des parcelles

Lorsqu'on considère l'ensemble des parcelles, le modèle apparaît incapable d'estimer le rendement de manière plus précise que la valeur moyenne des rendements mesurés, son efficacité devenant négative (tableau 2.5). Les performances du modèle sont donc extrêmement liées à ses conditions d'utilisation.

Les modifications apportées à SUCROS ont diminué l'erreur d'estimation des rendements et ont permis au modèle de mieux restituer leur variabilité spatiale. Cependant, l'ajout d'une incertitude sur les variables d'entrée relatives au climat, et surtout aux propriétés hydriques des sols, a sensiblement dégradé les performances du modèle dans sa capacité à prédire le rendement à l'échelle parcellaire au sein du bassin sucrier. Si les imprécisions sur ces variables s'ajoutent, et si l'on sort du domaine de validité de SUCROS, le modèle n'est plus du tout performant.

III. DISCUSSION SUR LES PERFORMANCES ET LIMITES DU MODELE POUR UNE APPLICATION REGIONALE

L'erreur d'estimation des rendements sur les parcelles peut s'expliquer par une erreur de structure irréductible du modèle (Passioura, 1996), et par une erreur sur l'estimation des paramètres et des variables de forçage et d'entrée du modèle. L'utilisation du modèle à l'échelle régionale suppose justement que l'on puisse renseigner spatialement les variables et les paramètres qui ne sont pas constants sur le territoire considéré.

Nous allons faire le bilan des limites à l'utilisation spatialisée de SUCROS, puis nous verrons en quoi l'assimilation de données de télédétection peut être un moyen de les dépasser.

III.1. Limites à l'application du modèle à l'échelle régionale

III.1.1. Limites liés au renseignement des variables et paramètres

Nous avons montré précédemment que l'imprécision sur les variables climatiques introduisait une erreur supplémentaire d'estimation du rendement par le modèle. L'imprécision sur les variables climatiques a été qualifiée de façon discrète, en créant des classes « bien » ou « mal caractérisées » selon l'évolution de l'erreur d'estimation en fonction de la distance au poste. Il est évident que lorsque le climat est « bien caractérisé », c'est-à-dire lorsque la parcelle est située à moins de 14 km du poste climatique, une erreur résiduelle demeure. Cette erreur est probablement plus importante sur les parcelles du bassin de Marle, toutes situées à plus de 8 km du poste climatique le plus proche, dans un environnement topographique plus accidenté que celui du bassin d'Eppeville. La caractérisation du climat en tout point du bassin sucrier, pourrait être améliorée par l'utilisation de postes climatiques supplémentaires et de méthodes géostatistiques. Celles-ci permettraient d'analyser la structure spatiale des variables

climatiques, et d'estimer ensuite les valeurs locales des variables. L'utilisation de données de télédétection dans le domaine thermique pourrait venir en appui aux méthodes géostatistiques classiques (Boulet, 1999).

Nous avons également vu que la qualité d'estimation des rendements dépendait fortement de la qualité de description des propriétés hydriques des sols. Dans le cas d'une application à l'échelle régionale, il faut donc disposer à la fois d'une carte des sols précise, et de règles de pédotransfert si possible validées. Le département de l'Aisne est particulièrement bien pourvu à cet égard. On peut se demander ce que l'estimation des rendements perdrait en précision, dans une région où les sols et leurs propriétés sont moins bien décrits.

Enfin, nous avons évalué le modèle sur un ensemble de parcelles dont nous connaissons les dates de semis et les résultats de la phase d'implantation, c'est-à-dire les conditions initiales des simulations. La mesure de la durée semis-levée et de la densité de levée ne peut être envisagée sur la totalité des parcelles d'un bassin sucrier. Le modèle étant particulièrement sensible à ces conditions initiales (Dürr *et al.*, 1999), une solution alternative doit être déterminée pour retrouver spatialement leur valeur.

III.1.2. Limites liées à la structure du modèle

Nous entendons ici par structure le formalisme et le paramétrage associé du modèle.

Prise en compte du stress hydrique

Nous avons vu que les fonctions ajoutées au modèle initial pour caractériser l'effet du stress hydrique sur la vitesse de sénescence et sur les fonctions d'allocation et de translocation des assimilats, avaient été calibrées sur peu d'expérimentations et avaient de ce fait une validité limitée. Les qualités de restitution du LAI ont été améliorées mais peuvent rester insuffisantes. Par ailleurs, l'utilisation du modèle à l'échelle régionale, pour d'autres conditions climatiques que celles de l'année 1994 ou 1995, suppose une calibration plus fine au préalable.

Simulation de la levée et de la croissance juvénile des plantes

Le modèle SUCROS débute la simulation du développement du peuplement végétal à la levée, et non au semis. En effet, comme nous l'avons vu précédemment, il ne décrit pas la germination et la progression souterraine de la plantule, mais utilise des paramètres caractérisant le résultat de cette phase. Or, ces caractéristiques sont éminemment variables au niveau régional, en fonction des interactions entre le climat, le sol, et l'itinéraire technique. Il existe des modèles simulant les effets de l'état structural du lit de semences sur la levée, dont on pourrait s'inspirer tel le modèle SIMPLE (Aubertot, 1998, Dürr *et al.*, 2001). On pourrait utiliser ce type de modèle, ou des modèles dérivés plus simples, pour renseigner SUCROS sur la valeur de ces paramètres. Cependant, l'ajout d'un modèle supplémentaire, impose de nouveaux paramètres à renseigner.

Caractérisation de la colonisation du sol par les racines et des remontées capillaires

Le modèle SUCROS ne prend pas en compte l'état structural du sol et ses interactions avec le climat, le peuplement végétal et le système de culture. De plus, SUCROS décrit de façon très simplifiée la croissance des racines, considérant qu'elle ne s'effectue que dans le sens vertical jusqu'à une profondeur maximale à définir et avec une vitesse constante tout au long du cycle cultural. Or, on sait que la colonisation du sol par les racines (en vitesse, et en volume), détermine la quantité d'eau facilement utilisable par la plante, et varie en fonction de la température, de l'humidité, de l'état de compacité du sol, mais également de l'état de la plante. Elle est donc également très variable au niveau régional.

Par ailleurs, le modèle SUCROS ne simule pas les remontées capillaires. Or, celles-ci peuvent être importantes, particulièrement dans le cas de sols sur craie.

Caractérisation de l'alimentation azotée et de l'état sanitaire du peuplement végétal

Si la fertilisation azotée et l'état sanitaire des peuplements de betteraves sont en général bien contrôlés par les planteurs, le rendement de certaines parcelles peut être fortement affecté par un stress azoté engendré par un stress hydrique, par la compétition avec les adventices ou par des attaques de nématodes, phénomènes que le modèle SUCROS ne simule pas.

L'utilisation du modèle à l'échelle régionale reste donc limitée aux parcelles comprises dans son domaine de validité, c'est-à-dire aux parcelles où ces facteurs n'interviennent pas.

Prise en compte des spécificités variétales

Le modèle ne tient pas compte des particularités variétales au travers de ses fonctions ou de ses paramètres. Cependant, à l'échelle régionale, de nombreuses variétés sont semées, dont certaines sont résistantes à la rhizomanie ou aux nématodes, et peuvent avoir des comportements différents, se traduisant au minimum par des paramétrages différents des fonctions.

III.2. Apports de la télédétection

La télédétection, par le biais de l'assimilation, représente un moyen d'accéder à la valeur de certains paramètres et de certaines variables. Nous verrons également qu'elle permet de corriger quelques limites liées à la structure du modèle, en ré-estimant des paramètres qui traduisent indirectement l'effet de facteurs non pris en compte dans le modèle.

Si elle ne peut permettre d'estimer les variables climatiques à l'échelle régionale, il a été montré qu'en ce qui concerne la caractérisation de l'état initial du peuplement végétal, la date de semis, la durée semis-levée et le nombre de plantes levées, peuvent être ré-estimés par assimilation (Guérif et Duke, 1998).

De façon analogue, la ré-estimation des paramètres décrivant la colonisation racinaire est une manière indirecte de corriger une mauvaise description des propriétés hydriques des sols. Elle permet de pallier l'absence de carte, les imprécisions de la carte concernant la profondeur d'apparition du substrat (qui n'est pas donnée lorsqu'elle est supérieure à 1.2 m), l'absence des règles de pédotransfert appliquées aux propriétés hydriques des substrats, ou l'absence de prise en compte des remontées capillaires. Ainsi, on peut envisager une ré-estimation

distribuée spatialement de la profondeur maximale des racines, qui caractérise indirectement la réserve en eau facilement utilisable du sol.

La ré-estimation combinée de la profondeur maximale des racines et de la vitesse de croissance racinaire, permettrait également de prendre indirectement en compte la réduction de l'alimentation hydrique et azotée liée à l'état structural du sol, à la compétition avec les adventices ou au parasitisme.

Conclusion du chapitre

Le modèle SUCROS a été adapté à son utilisation couplée avec la télédétection, et c'est plus particulièrement la sensibilité du LAI au stress hydrique qui a été améliorée. Les performances du modèle ainsi modifié, ont ensuite été analysées pour la restitution du LAI, de la biomasse aérienne verte et du rendement. Sur les surfaces de validation intermédiaire (surfaces carrées de type 2, cf Chapitre 1 figure 1.11) où les mesures sont précises, l'efficacité du modèle est fortement améliorée. Sur les parcelles où la variable « rendement » est moins précisément mesurée (nous avons corrigé la pesée à l'usine par l'ajout de la tare collet estimée par échantillonnage), l'amélioration est moins probante car les valeurs « mesurées » auxquelles on se réfère sont moins précises. Comme on l'a montré, les performances du modèle dépendent fortement de la précision sur les propriétés hydriques du sol, et dans une moindre mesure sur les variables climatiques. Nous avons enfin mis en évidence les limites du modèle à son utilisation à l'échelle régionale, qu'elles soient liées à la difficulté de renseigner les variables et paramètres en tout point du domaine considéré, ou qu'elles soient liées à la structure du modèle qui ne prend pas en compte certains facteurs responsables de la variabilité spatiale de l'état des cultures à cette échelle. Cette analyse nous a alors conduits à proposer de ré-estimer par assimilation de données de télédétection :

- 1- les paramètres décrivant les résultats de la phase d'implantation de la culture, de façon à connaître spatialement les conditions initiales des simulations,
- 2- les paramètres décrivant la colonisation racinaire, pour corriger la description parfois insuffisante des propriétés hydriques des sol et prendre en compte indirectement l'effet l'état structural du sol et des maladies sur l'alimentation hydrique et azotée.

Chapitre 3

Couplage avec la télédétection



PLAN DU CHAPITRE 3

I. MISE EN ŒUVRE DE LA PROCEDURE.....	38
I.1. Gestion des erreurs introduites dans la procédure par les modèles SAIL et SMAC.	38
I.1.1. Erreurs liées à la correction atmosphérique par le modèle SMAC.....	38
I.1.2. Erreurs liées à la modélisation du transfert radiatif dans le couvert par le modèle SAIL.....	40
I.2. Choix des paramètres à ré-estimer.....	40
I.2.1. Identification des variables et paramètres candidats à la ré-estimation par assimilation.....	41
I.2.2. Analyse de sensibilité du modèle couplé SUCROS-SAIL aux variables d'entrée identifiées.....	42
I.2.3. Gammes de variation des variables dans la procédure d'assimilation.....	45
I.3. Recherche de différentes stratégies d'assimilation.....	45
II. ILLUSTRATION DU FONCTIONNEMENT DE LA METHODE SUR DES CAS PARTICULIERS.....	46
II.1. Cas d'une parcelle du domaine de validité de SUCROS, dont le climat et le sol sont bien renseignés : la parcelle 122 du bassin sucrier d'Eppeville.....	46
II.2. Cas d'une parcelle sur substrat crayeux : la parcelle 203 du bassin sucrier de Marle.....	47
II.3. Cas d'une parcelle hors du domaine de validité du modèle SUCROS, infestée de nématodes : la parcelle 217 du bassin de Marle.....	48
III. PERFORMANCES DE LA METHODE POUR LE DIAGNOSTIC.....	49
III.1. Les grandeurs et les objets d'étude.....	50
III.1.1. Les grandeurs pertinentes pour le diagnostic, estimées par assimilation	50
III.1.2. Les objets d'étude.....	50
III.2. Evaluation des performances des stratégies « mères » pour le diagnostic et propositions.....	52
III.2.1. Performances pour la restitution du LAI	52
III.2.2. Influence de la connaissance a priori de la date de semis sur l'estimation des variables décrivant l'implantation	52
III.2.3. Influence des conditions d'acquisition des images sur l'élaboration d'un diagnostic sur la colonisation racinaire en plus du diagnostic sur l'implantation	54
III.2.4. Proposition de stratégie(s) pour le diagnostic, adaptée(s) aux conditions d'acquisition des images	57
IV. PERFORMANCES DE LA METHODE POUR LA PREVISION DES RENDEMENTS.....	58
IV.1. Les grandeurs et les objets d'étude.....	58
IV.1.1. Calcul du rendement parcellaire.....	59
IV.1.2. Classification des parcelles	59
IV.2. Evaluation des stratégies « mères » pour la prévision des rendements et propositions.....	59
IV.2.1. Influence des conditions d'acquisition des images	59
IV.2.2. Proposition de stratégie(s) pour la prévision des rendements, adaptée(s) aux conditions d'acquisition des images, et au degré de caractérisation des parcelles	60
IV.3. Performances de la méthode pour la prévision des rendements en conditions opérationnelles de prévision précoce.....	62

CHAPITRE 3

COUPLAGE AVEC LA TELEDETECTION

Ce chapitre est consacré à l'analyse des performances de la procédure d'assimilation pour ré-étalonner spatialement le modèle de croissance, en vue d'estimer les rendements et de proposer des éléments de diagnostic pour expliquer leur variabilité. A partir de cette analyse une méthode globale est élaborée, qui associe à la procédure un ensemble de règles d'utilisation.

Nous exposons en premier lieu les analyses et les choix que nous avons opérés pour mettre en œuvre la procédure : analyse et gestion des erreurs introduites par les modèles SMAC et SAIL dans la procédure, choix des variables à ré-estimer et des stratégies d'assimilation. Nous illustrons ensuite le fonctionnement de la procédure sur des cas particuliers. Enfin, nous analysons ses performances pour le diagnostic et l'estimation des rendements, et proposons des règles de décision pour le choix des stratégies les mieux adaptées aux objectifs, qu'il s'agisse d'obtenir des éléments de diagnostic ou des prévisions des rendements, et aux conditions d'application, qui varient selon la quantité et la qualité des informations disponibles.

I. MISE EN ŒUVRE DE LA PROCEDURE

I.1. Gestion des erreurs introduites dans la procédure par les modèles SAIL et SMAC

La procédure mise en œuvre nécessite l'utilisation, en plus du modèle de croissance SUCROS, d'un modèle de correction atmosphérique (SMAC) et d'un modèle de transfert radiatif dans le couvert (SAIL) (cf Chapitre 1, figure 1.5). Au même titre que SUCROS, ces modèles présentent des erreurs de paramétrage et des erreurs de structure. On prend donc le risque, en minimisant l'écart entre les TSAVI issus des réflectances mesurées par télédétection puis corrigées par SMAC (appelés dans la suite « TSAVI télédétection »), et les TSAVI simulés par le modèle couplé SUCROS-SAIL, de minimiser une erreur non pas due à un défaut de paramétrage spatial du modèle de croissance, mais associée aux modèles « annexes » SMAC et SAIL. Comment pourrions-nous établir un diagnostic à partir des variables et paramètres de SUCROS ré-estimés par assimilation, si leurs valeurs ne font que compenser les erreurs des autres modèles?

Il nous fallait donc quantifier ces erreurs, et déterminer si elles étaient structurées et pouvaient entraîner un écart systématique entre TSAVIs télédétection et TSAVIs simulés, indépendamment des erreurs générées par SUCROS.

I.1.1. Erreurs liées à la correction atmosphérique par le modèle SMAC

Nous avons comparé une série de réflectances et de TSAVIs mesurés au sol sur différentes cibles (surfaces de type 4.1 et 4.2, cf Chapitre 1 figure 1.11) grâce à un radiomètre CIMEL, avec les réflectances extraites des images acquises sur les mêmes cibles et corrigées par

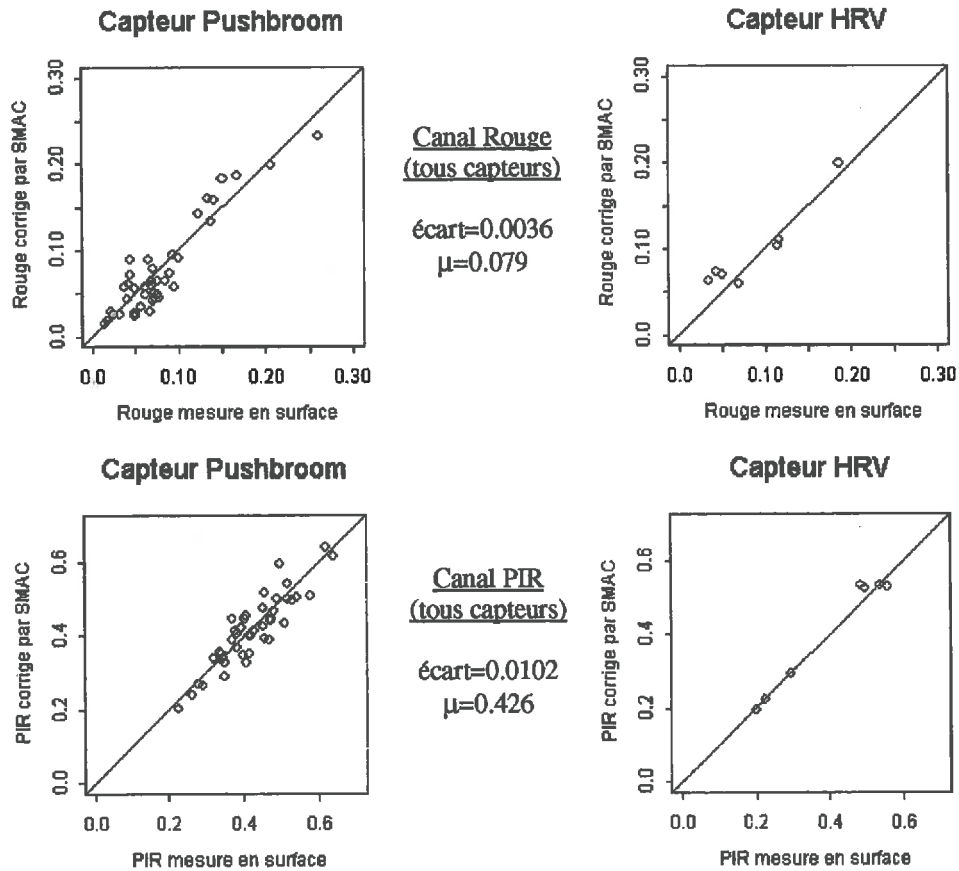


Figure 3.1 : Réflectances dans le Rouge et le PIR extraites des images et corrigées par le modèle SMAC, en fonction des réflectances mesurées à la surface par le radiomètre CIMEL sur l'ensemble des cibles (a) avec le capteur Pushbroom aéroporté, (b) avec le capteur HRV du satellite Spot.

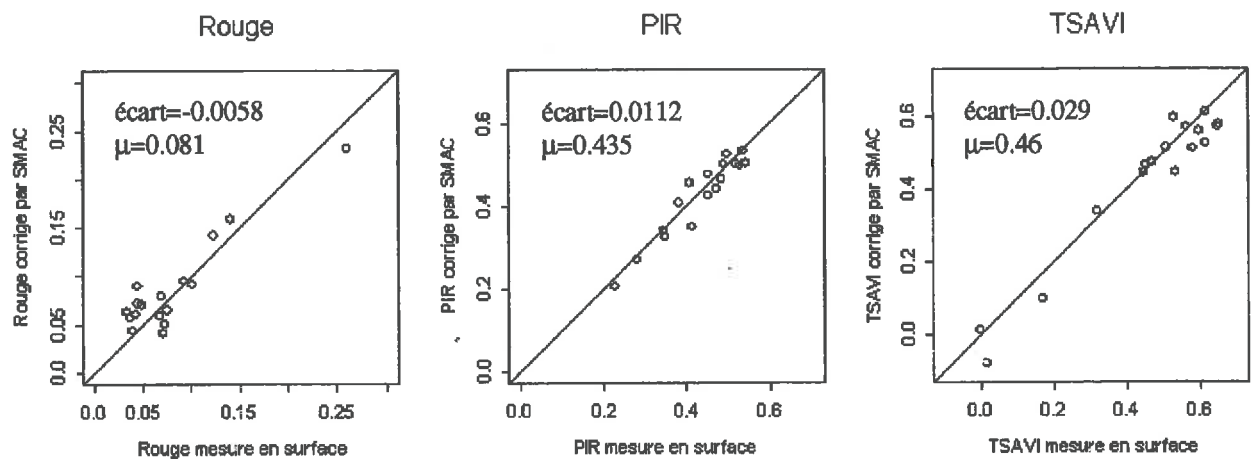


Figure 3.2 : Réflectances dans le Rouge et le PIR et TSAVIs extraits des images et corrigés par le modèle SMAC, en fonction des réflectances et TSAVIs mesurés à la surface par le radiomètre CIMEL sur les cibles de betteraves.

SMAC et les TSAVIs télédétection calculés à partir de ces réflectances. Les mesures au radiomètre CIMEL ont été réalisées sur les cibles délimitées dans des parcelles de diverses cultures d'hiver et de printemps, les 20 et 28 juin 1995 (jours 171 et 179 où les données ont été acquises par un capteur aéroporté), et le 26 juillet 1995 (jour 207, 2 jours après le passage du satellite SPOT).

Plusieurs éléments nous ont conduit à faire l'hypothèse que l'erreur de correction des TSAVIs pouvait dépendre du capteur :

- 1- la caractérisation des aérosols à laquelle le modèle SMAC est très sensible, n'est pas faite avec la même précision les jours d'acquisition des images avec le capteur Pushbroom aéroporté, et les jours d'acquisition des images SPOT. En effet, dans le cas des vols avion l'épaisseur optique des aérosols a pu être mesurée par un photomètre solaire. Dans le cas des images satellitaires, l'épaisseur optique des aérosols a été estimée à partir d'un modèle (cf Chapitre 1, II.1.3.).
- 2- la taille des cibles était différente selon la résolution spatiale du capteur (15 m de côté dans le cas du capteur Pushbroom aéroporté et 80 m de côté dans le cas du capteur HRV sur le satellite SPOT). De ce fait, la puissance de l'échantillonnage des mesures et leur précision peuvent être différentes d'un capteur à l'autre.
- 3- Bien que les capteurs CIMEL et Pushbroom aient été construits pour simuler le capteur HRV, leurs bandes spectrales ne sont pas strictement identiques entre elles ni à celles du capteur HRV, ce qui peut entraîner des différences dans les réflectances mesurées.

Les réflectances mesurées dans les deux canaux Rouge et PIR du radiomètre CIMEL, sur l'ensemble de nos cibles, sont comparées aux réflectances mesurées par le capteur aéroporté ou par le satellite SPOT et corrigées par le modèle SMAC (figure 3.1). On ne constate aucune structuration de l'erreur en fonction du capteur utilisé, mais un très léger biais (de l'ordre de 4.5% dans le Rouge et de 2.5% dans le PIR). Si l'on ne considère que les cibles sur betteraves (figure 3.2), on constate que la réflectance est surestimée d'environ 7% dans le Rouge (l'écart moyen est de -0.0058 pour une valeur moyenne de réflectance de 0.081), et sous-estimée d'environ 3% dans le PIR (l'écart moyen est de 0.0112 pour une valeur moyenne de réflectance de 0.435). Ces deux biais, combinés dans la formulation du TSAVI, entraînent une sous-estimation du TSAVI de l'ordre de 6%. L'erreur est donc structurée par bande spectrale. Ces problèmes de sur et sous-estimation apparaissent essentiellement sur les cultures de printemps, et n'avaient pas été observés lors de la calibration du modèle SMAC, réalisée à l'aide de mesures sur l'ensemble des cibles (céréales, betteraves, pois, sol nu, etc...) (Launay *et al.*, 2001b). Ce phénomène peut en partie s'expliquer par le contraste entre cultures de printemps et cultures d'hiver, très fort dans le canal Rouge à cette période de l'année. La réflectance des betteraves dans le Rouge est de l'ordre de 0.08, alors que celles des céréales est de 0.2. Ces cultures étant fréquemment adjacentes, les effets d'environnement sont importants et la réflectance des céréales « pollue » fortement le signal émis par les betteraves, entraînant une surestimation de la réflectance dans le Rouge par le capteur. Les niveaux de réflectance des betteraves dans le Rouge étant très faibles, le rapport signal sur bruit se

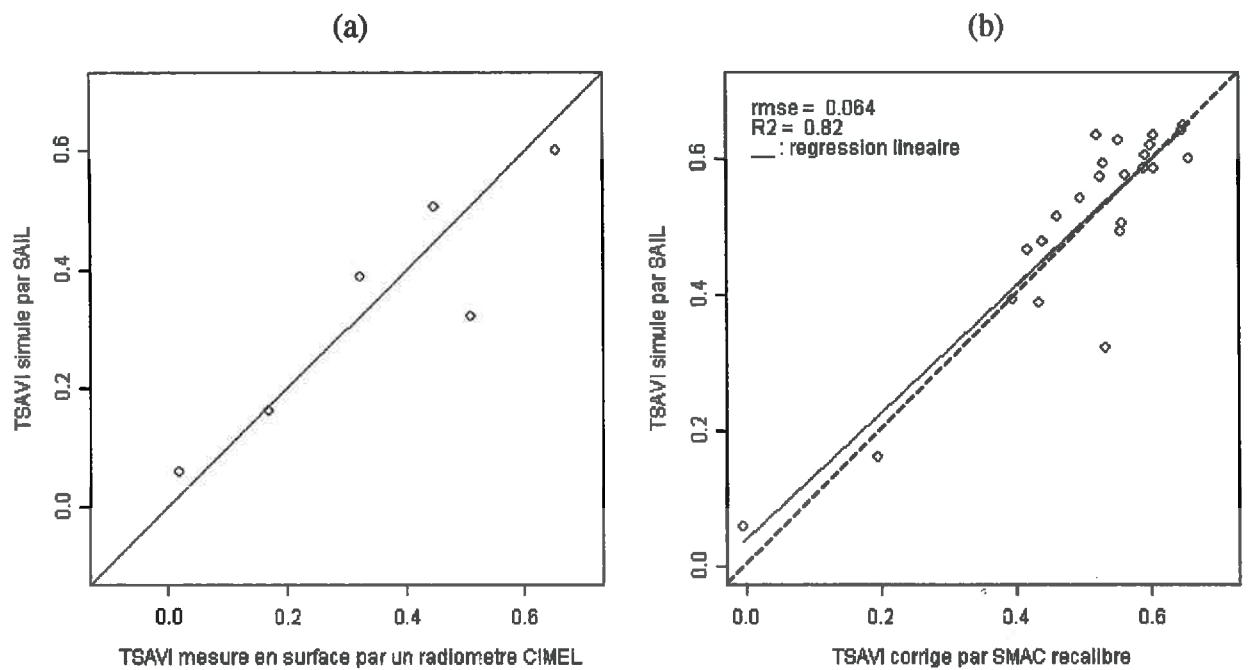


Figure 3.3 : (a) TSAVIs simulés par le modèle SAIL à partir des LAI mesurés sur les cibles, comparés aux TSAVIs mesurés sur ces cibles (— droite 1 :1) et (b) TSAVIs simulés par SAIL à partir des LAI mesurés sur les carrés, comparés aux TSAVIs télédétection recalibrés sur les mêmes carrés (--- droite 1 :1).

dégrade rapidement. Ces effets d'environnement devraient être corrigés par le modèle (Launay *et al.*, 1999b), mais ne le sont manifestement pas assez. L'introduction dans le modèle SMAC d'une fonction de structure donnant aux pixels d'environnement un poids relatif à leur distance à la cible (Tanré *et al.*, 1981) serait une amélioration possible. N'ayant par ailleurs pas mis en évidence une évolution du biais en fonction du niveau de TSAVI, nous pouvons invoquer d'autres raisons supplémentaires pour expliquer ce biais, comme la surestimation de l'épaisseur optique des aérosols par exemple.

Nous avons fait le choix, pour réduire ce biais, de recalibrer les réflectances corrigées dans le Rouge et le PIR, à l'aide d'une relation linéaire établie à partir des mesures faites au radiomètre CIMEL. Nous avons établi les régressions suivantes (Eq. 3.1) :

$$R_{\text{recalibré}} = -0.0096 + 1.0439 \times R_{\text{smac}} \quad (3.1a)$$

$$PIR_{\text{recalibré}} = 0.0427 + 0.9258 \times PIR_{\text{smac}} \quad (3.1b)$$

Cette recalibration a ensuite été appliquée à l'ensemble des réflectances extraites de nos images (acquises les 20, 28 juin, 24 juillet, 3 et 4 août).

I.1.2. Erreurs liées à la modélisation du transfert radiatif dans le couvert par le modèle SAIL

Nous avons estimé les erreurs de deux façons :

- 1- Nous avons comparé les TSAVI mesurés sur les cibles de betteraves, avec les TSAVI simulés par le modèle SAIL à partir des LAI mesurés sur ces mêmes cibles (cibles 4.2 coïncidant avec des carrés 2, cf Chapitre 1, figure 1.11), avec les options de paramétrage définies au Chapitre 1 (cf Chapitre 1, II.1.2.), (figure 3.3a). Cette première confrontation ne met pas en évidence de biais, mais elle porte sur peu de mesures simultanées de TSAVIs et LAI sur cibles.
- 2- On considère maintenant l'ensemble des surfaces carrées (surfaces 2 décrites dans le Chapitre 1, cf figure 1.11), sur lesquelles ont été mesurés les LAI aux dates d'acquisitions des images. On compare les TSAVIs simulés par le modèle SAIL à partir de ces LAI, aux TSAVIs télédétection recalibrés, de ces mêmes carrés (figure 3.3b). On constate qu'il n'y a pas de biais et que la pente de la régression est proche de 1.

Cette analyse des erreurs a montré qu'il n'y avait pas de biais engendré par l'utilisation du modèle SAIL d'une part, et que la sous-estimation des TSAVIs liée à la correction atmosphérique pouvait être corrigée par une recalibration des réflectances d'autre part. Les erreurs résiduelles dues aux modèles SMAC et SAIL correspondent à une RMSE de l'ordre de 0.06 sur le TSAVI. Nous n'avons pas mis en évidence de structuration de cette erreur, et n'avons donc pas introduit de pondération dans le critère de minimisation (cf Chapitre 1, I.3.2.).

L'algorithme de minimisation s'appliquera donc à un écart engendré par une erreur liée au seul modèle SUCROS.

I.2. Choix des variables et paramètres à ré-estimer

Le choix des paramètres et variables à ré-estimer a été guidé par notre souci de développer une méthode de diagnostic agronomique des causes de variation des rendements. La nature

Limites imposées par la structure du modèle	Simulation de la levée et de la croissance juvénile des plantes	Caractérisation de la colonisation du sol par les racines	Caractérisation de l'état sanitaire du peuplement
Limites imposées par l'échelle d'utilisation		Vitesse de croissance racinaire EZRTC Profondeur maximale des racines ZRTMC	
Caractérisation des propriétés hydriques des sols			
Caractérisation de l'état initial du peuplement	Date de semis SWD Densité de levée NPL Durée semis-levée TMSEM Vitesse relative de croissance en surface des feuilles RGRL		

Tableau 3.1: Variables d'entrée sélectionnées pour être ré-estimés, suite à l'analyse du contexte agronomique et des limites du modèle de culture.

des paramètres et variables d'entrée à ré-estimer a donc été déterminée à partir de l'identification des principaux facteurs de variabilité de l'état des cultures à l'échelle du bassin sucrier, et à l'aide de l'analyse des limites du modèle SUCROS à son utilisation à l'échelle régionale. Plusieurs paramètres et variables d'entrée ont ainsi été sélectionnés, puis soumis à l'analyse de la sensibilité de SUCROS de façon à vérifier que leur estimation par assimilation a bien des conséquences sur les simulations des variables d'état et de sortie du modèle.

I.2.1. Identification des variables et paramètres candidats à la ré-estimation par assimilation

Les deux principaux facteurs limitant le rendement dans notre région d'étude, sont l'état du peuplement à l'issue de la phase d'implantation, et le stress hydrique estival. Les effets de ces deux facteurs limitant sur l'élaboration du rendement sont plus ou moins bien reproduits par le modèle de croissance, selon que ce dernier prend bien en compte ces facteurs, et qu'il est correctement renseigné sur les variables et paramètres les caractérisant.

Nous avons précédemment identifié 6 variables d'entrée et paramètres impliqués dans l'expression de ces facteurs limitants. Ce sont des grandeurs difficiles à renseigner en tout point du bassin sucrier sans un très lourd travail de mesures. Certaines sont susceptibles de rendre compte de processus dont le résultat est éminemment variable spatialement, et que le modèle SUCROS (tableau 3.1). Bien que certaines de ces grandeurs soient considérées localement comme des paramètres du modèle, en raison de leur variabilité spatiale, nous les appellerons par la suite « variables d'entrée » du modèle.

Quatre d'entre elles caractérisent l'état initial du peuplement, en décrivant les résultats de la levée sans que celle-ci soit directement simulée par le modèle. Deux d'entre elles traduisent la capacité des racines à coloniser le réservoir en eau du sol. Ces variables d'entrée sont :

- (1) la date de semis SWD
- (2) la densité de levée NPL (nb plantes·m⁻²)
- (3) la somme de températures entre le semis et la levée TMSEM (°C·j, base 3°C)
- (4) la vitesse relative de croissance en surface des feuilles RGRL (m² feuilles créées / m² feuilles existantes / °C·jour)
- (5) la vitesse de croissance racinaire EZRTC (m·jour⁻¹)
- (6) la profondeur maximale d'enracinement ZRTMC (m)

La variabilité spatiale de (1) est liée aux décisions des agriculteurs, celle de (2) et (3) est fonction des processus de germination et levée non décrits dans le modèle et fortement variables selon les interactions entre le climat, le sol et l'itinéraire technique. La variabilité de (5) peut dépendre de la nature et de l'état de compacité du sol. La variable (6) intervient comme une limite à l'enracinement indépendamment de la profondeur du sol et pourrait compenser l'absence de précision apportée par la carte des sols sur la profondeur exacte du sol et les propriétés hydriques des substrats sous-jacents. Enfin, la variable (4) est considérée constante en l'absence de forts facteurs limitants (Dürr et Boiffin, 1995), et n'est donc pas ré-

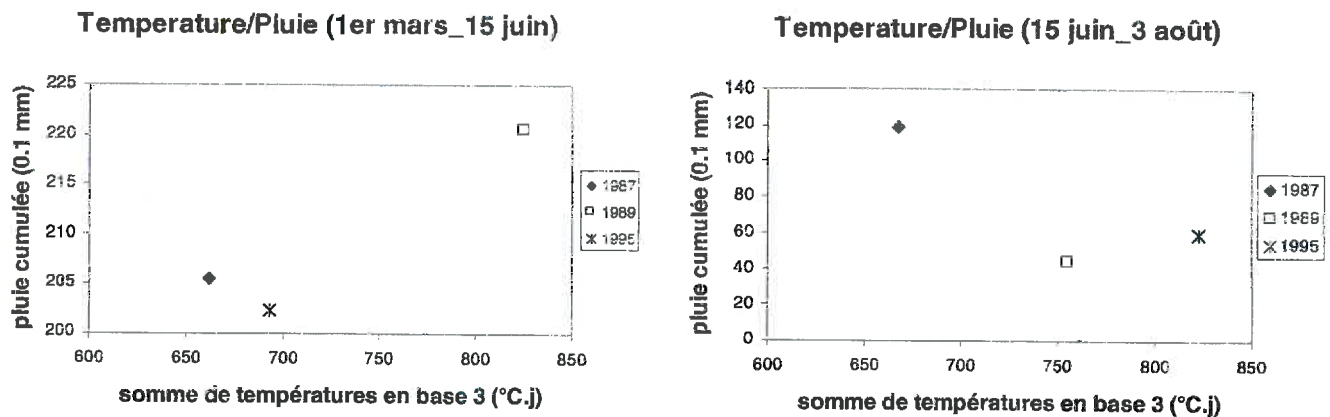


Figure 3.4: Caractéristiques des trois années climatiques choisies pour l'analyse de sensibilité du modèle SUCROS (a) pendant la phase d'implantation, (b) pendant la croissance mature.

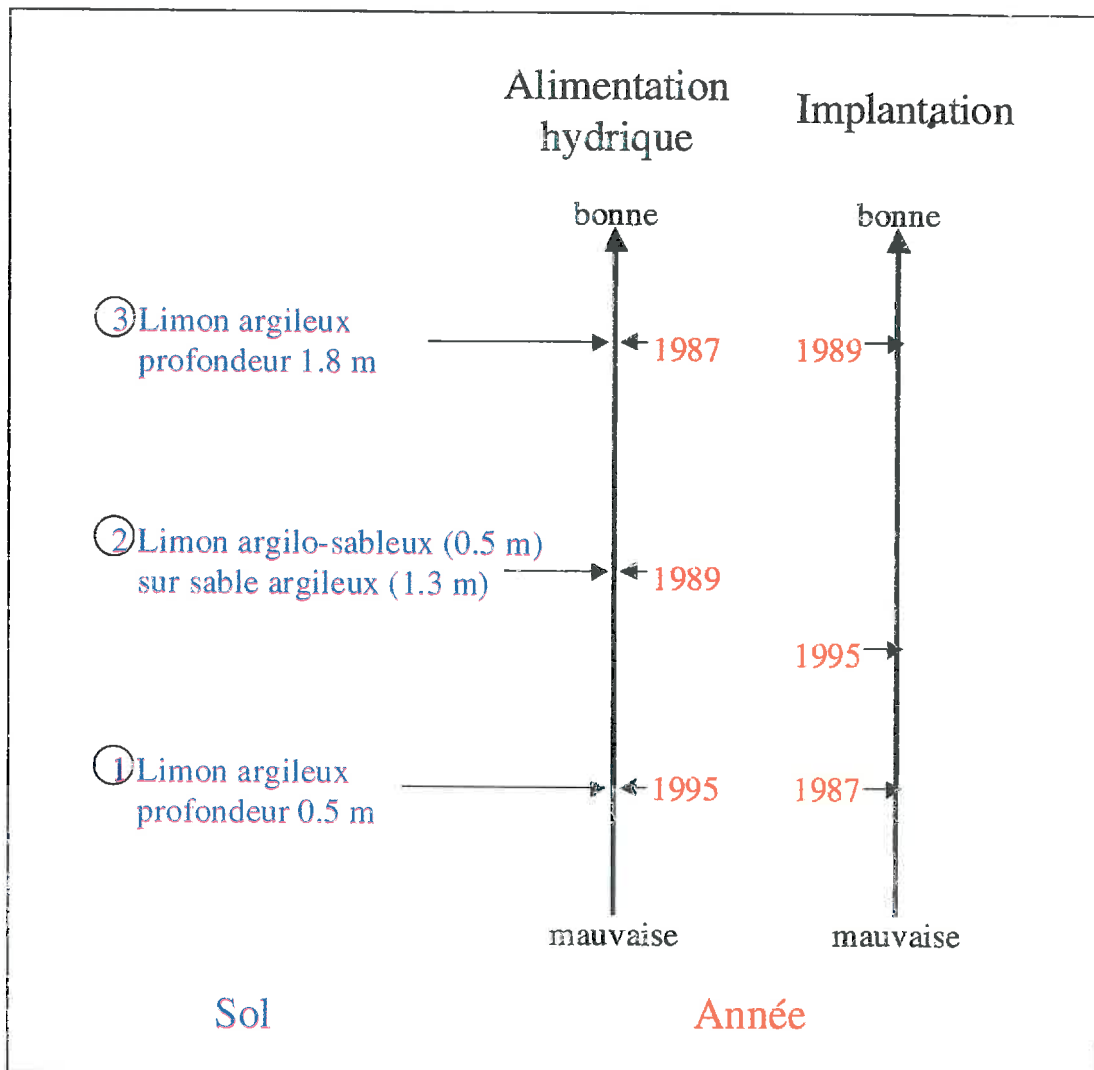


Figure 3.5: Conditions pédoclimatiques choisies pour l'analyse de sensibilité du modèle SUCROS, et influences attendues sur l'implantation et l'alimentation hydrique de la culture.

estimée par assimilation dans le cadre général de cette application. Cependant, dans le cas de sols sur substrat crayeux où l'on observe que l'implantation de la culture est toujours pénalisée, elle peut prendre des valeurs nettement inférieures à celle mesurée sur les autres types de sols. Nous avons donc décidé d'ajouter sa ré-estimation à celle des 5 autres variables dans le cas particulier de parcelles sur craie .

Afin de vérifier la pertinence de ces choix, nous avons soumis le modèle couplé SUCROS-SAIL à une analyse de sensibilité aux 5 principales variables d'entrée présentées ci-dessus.

I.2.2. Analyse de sensibilité du modèle couplé SUCROS-SAIL aux variables d'entrée identifiées.

Objectif

Nous avons quantifié la variation relative d'une variable de sortie du modèle, en réponse à la variation de jeux de variables d'entrée. Nous avons plus particulièrement testé la sensibilité de la variable sur laquelle s'opère la minimisation, le TSAVI, aux 5 variables d'entrée identifiées pour être ré-estimées, de façon à nous assurer de l'efficacité de l'algorithme de minimisation dans la procédure de ré-estimation. Cette sensibilité a été analysée non pas en fin de cycle cultural ou de simulation, mais plutôt durant la période du cycle pendant laquelle on applique l'algorithme de minimisation, c'est-à-dire au moment de l'acquisition des données de télédétection.

Construction du plan d'expérience

La sensibilité de la variable TSAVI simulée par le modèle couplé SUCROS-SAIL, à la variation des valeurs du jeu de variables (SWD, NPL, TMSEM, EZRTC, ZRTMC), a été évaluée pour 8 dates réparties entre la 1^{ère} date d'acquisition de données de télédétection (jour 125) et la dernière date d'acquisition (jour 216).

Conditions pédoclimatiques choisies pour l'analyse

De façon à ce que les résultats de cette analyse soient valables pour des conditions pédoclimatiques variées, nous l'avons réalisée pour trois types de sols et trois années climatiques très différents. Les trois types de sols choisis sont un limon argileux de faible profondeur (0.5 m) sur un substrat impénétrable (réserve utile totale de 0.098 m), un limon argilo-sableux sur un sable argileux (réserve utile totale de 0.263 m) et un limon argileux profond (réserve utile totale de 0.353 m). Ils sont croisés avec trois années climatiques enregistrées par le poste météo de St Quentin dans l'Aisne, l'année 1987 caractérisée par un printemps et un été frais, l'année 1989 caractérisée par un printemps et un été chauds, et l'année 1995 caractérisée par un printemps frais et un été chaud (figure 3.4), créant ainsi au total 9 conditions pédoclimatiques pour l'analyse (figure 3.5).

Gamme de valeurs des 5 variables et paramètres

Nous avons pris trois valeurs différentes pour chaque variable, deux valeurs extrêmes et une valeur médiane dans une gamme plausible définie à partir de mesures ou d'enquêtes dans

Variables d'entrée	Signification	Unité	Gamme de valeurs
SWD	Date de semis	Jour	82, 104, 127 (a)
NPL	Densité de levée	Nb plantes·m ⁻²	6, 9, 12 (a)
TMSEM	Durée semis-levée	°C·j	60, 120, 180 (a)
EZRTC	Vitesse de croissance racinaire	m·jour ⁻¹	0.008, 0.012, 0.016 (b)
ZRTMC	Profondeur maximale des racines	m	1.2, 1.6, 1.8 (b)

Tableau 3.2: Variables d'entrée sélectionnées pour être ré-estimées, et leurs valeurs prises dans l'analyse de sensibilité du modèle couplé SUCROS-SAIL ((a) valeurs mesurées sur les deux bassins, (b) valeurs estimées probables).

notre région d'étude. Seules les valeurs de la vitesse de croissance racinaire EZRTC ont été fixées arbitrairement (tableau 3.2).

3^7 jeux de valeurs des paramètres sont ainsi constitués.

Le TSAVI a donc été simulé par le modèle couplé SUCROS-SAIL à 8 dates du cycle cultural, pour 9 conditions pédoclimatiques différentes, et pour 3^7 jeux de valeurs de paramètres. 157464 simulations ont ainsi été réalisées pour servir de base à l'analyse de sensibilité. Les conditions choisies pour le modèle SAIL (configuration géométrique de visée et d'éclairement, réflectance de sol) sont moyennes par rapport aux différentes conditions rencontrées lors de l'acquisition des images de télédétection durant la campagne expérimentale menée en Picardie en 1995.

Méthode

La méthode vise à ajuster la réponse du modèle en terme de TSAVI à la variation de l'ensemble des valeurs prises par les 5 variables (Grosbuis, 1998). On recherche alors une régression quadratique entre les variables et le TSAVI au travers du modèle (Myers, 1971, et Baker, 1981, 1982) (Eq. 3.2) :

$$\hat{y} = b_0 + \sum_{i=1}^k b_i x_i + \sum_{i=1}^k b_{ii} x_i^2 + \sum_i \sum_j b_{ij} x_i x_j \quad (3.2)$$

où :

- (1) \hat{y} est l'estimation du TSAVI par le modèle quadratique
- (2) b_0 , b_i , b_{ii} , et b_{ij} sont les coefficients de la régression dont la valeur révèle la sensibilité du TSAVI à la variable affectée du coefficient
- (3) x_1, x_2, \dots, x_k sont les variables

Cette équation peut s'écrire également sous forme matricielle (Eq. 3.3) :

$$\hat{y} = b_0 + x'b + x'Bx \quad (3.3)$$

où :

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_k \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_k \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1k} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2k} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ b_{k1} & b_{k2} & \dots & b_{kk} \end{pmatrix}$$

- (1) x est la matrice des variables, x' est la transposée de x
- (2) b est la matrice colonne des coefficients des termes simples
- (3) B est la matrice des coefficients des termes quadratiques et des termes croisés

On cherche à estimer les matrices b et B de manière à évaluer les coefficients de la régression. Les niveaux de signification des coefficients sont alors comparés à des t de Student, et une procédure de régression pas à pas (fonction Stepwise sous Splus) permet de ne retenir que les facteurs significatifs. L'équation 3.1 peut alors être réécrite en ne conservant que les variables

Variables d'entrée	Date du cycle		Conditions pédoclimatiques
	mai	août	
SWD	+++	++	Sensibilité identique quelques soient les conditions
NPL	+++	++	
TMSEM	++	+	
EZRTC	-	++	Sensibilité accrue durant les années sèches et sur sols aux propriétés hydriques contrastées en profondeur
ZRTMC	-	+	

Tableau 3.3 : Sensibilité du TSAVI simulé par le modèle couplé SUCROS-SAIL aux différentes variables d'entrée, en fonction de la date et des conditions pédoclimatiques (+++ : fortement sensible, +++ : très sensible, + : sensible; - : non sensible).

auxquelles le TSAVI est significativement sensible, pour chacune des 8 dates du cycle cultural et des 9 conditions pédoclimatiques du plan d'expérience.

Résultats

Les principaux résultats de l'analyse de sensibilité sont présentés de façon synthétique dans le tableau 3.3. La sensibilité relative du TSAVI à chacune des variables est représentée avec un « + » si la valeur du test t de Student est telle qu'on peut rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle la variable considérée n'explique pas de façon significative la variation du TSAVI, et avec un « - » si le TSAVI n'est pas sensible à cette variable c'est-à-dire si la valeur du test t de Student ne permet pas de rejeter l'hypothèse nulle avec une erreur de 1^{ère} espèce de 5% .

Sensibilité en fonction des types de variables

Le TSAVI est très sensible à la variable d'entrée date de semis, quelles que soient les conditions pédoclimatiques et la période du cycle considérées.

Il est sensible à la densité de levée et à la durée semis-levée, plus fortement aux premières dates du cycle, et quelles que soient les conditions pédoclimatiques.

Il est sensible aux variables d'entrée relatives au stress hydrique aux dates les plus tardives et dans les conditions pédoclimatiques les moins favorables à l'alimentation hydrique.

Sensibilité en fonction de la période du cycle cultural

La sensibilité aux variables relatives au stress hydrique, lorsqu'elle est significative, n'apparaît pas avant le 20 juin, ce qui est cohérent avec le fait qu'on observe peu de stress hydrique avant l'été dans la région d'étude.

Sensibilité en fonction des conditions pédoclimatiques

Le TSAVI n'est pas sensible aux variables de stress hydrique sur le sol le moins profond (limon argileux de 0.5 m de profondeur). Dans ce cas en effet, la croissance racinaire est directement stoppée par l'épaisseur même du sol (et non par la « profondeur maximale des racines »), et la variation de la vitesse de croissance racinaire n'a plus d'influence sur l'alimentation hydrique dès que les racines ont atteint le plancher du sol.

En revanche, le sol à deux couches aux propriétés hydriques contrastées (limon argilo-sableux sur sable argileux), accroît la sensibilité du TSAVI aux variables relatives au stress hydrique.

Dans les conditions climatiques de l'année 1987, le TSAVI n'est nullement sensible aux variables relatives au stress hydrique, alors qu'il y est sensible en 1989 dès le 20 juin, et en 1995 aux dates plus tardives mais de façon importante.

Nous avons conclu de cette analyse de sensibilité que

- 1- La sensibilité du modèle couplé aux variables d'entrée décrivant l'implantation était confirmée.
- 2- Le choix de deux variables caractérisant la capacité du peuplement végétal à coloniser le réservoir en eau du sol, avait son intérêt dans les conditions pédoclimatiques de la plaine sucrière de l'Aisne durant l'année 1995.

VARIABLES D'ENTRÉE	SIGNIFICATION	UNITÉ	VALEURS EXTRÊMES PROPOSÉES À L'ALGORITHME DE MINIMISATION
SWD	Date de semis	Jour	84, 126
NPL	Densité de levée	Nb plantes.m ⁻²	9.0, 14.3
TMSEM	Durée semis-levée	°C.j	60, 170
EZRTC	Vitesse de croissance racinaire	m.jour ⁻¹	0.008, 0.016
ZRTMC	Profondeur maximale des racines	m	0.6, 1.8

Tableau 3.4 : Valeurs extrêmes proposées à l'algorithme de minimisation pour l'ensemble des variables ré-estimées.

Stratégie		Date de semis (j)	Nombre plantes levées (m⁻¹)	Durée semis-levée (°C.j)	Vitesse de croissance racinaire (m.j⁻¹)	Profondeur maximale des racines (m)
Avec assimilation	51	Ré-estimé	Ré-estimé	Ré-estimé	Ré-estimé	Ré-estimé
	41	Valeur exacte	Ré-estimé	Ré-estimé	Ré-estimé	Ré-estimé
Sans assimilation	99	Valeur par défaut : 105	Valeur par défaut : 10	Valeur par défaut : 120	Valeur par défaut : 0.012	Valeur par défaut : 1.8
	9	Valeur exacte	Valeur par défaut : 10	Valeur par défaut : 120	Valeur par défaut : 0.012	Valeur par défaut : 1.8

Tableau 3.5 : Stratégies mises en œuvre.

I.2.3. Gammes de variation des variables dans la procédure d'assimilation

L'algorithme de minimisation doit rechercher le jeu de valeurs optimales des variables d'entrée dans un espace qu'il nous faut auparavant délimiter. Cela nous permet d'introduire une information a priori dans la procédure de manière à contraindre l'algorithme à évoluer dans l'espace des valeurs possibles de ces variables. Les gammes de variation des variables d'entrée imposées à l'algorithme sont présentées dans le tableau 3.4.

Pour les variables d'entrée caractérisant l'implantation, la gamme représente celle des valeurs observées sur les 48 parcelles de notre échantillon.

En ce qui concerne les variables d'entrée décrivant la colonisation du sol par les racines, nous avons choisi de permettre à la vitesse de croissance racinaire de varier au maximum d'un tiers autour de la valeur donnée par défaut dans SUCROS ($0.012 \text{ m}\cdot\text{jour}^{-1}$). La valeur maximale de la profondeur racinaire correspond à la valeur par défaut que nous avons fixée à 1.8 m. La valeur minimale est de 0.6 m.

I.3. Recherche de différentes stratégies d'assimilation

Nous avons défini par « choix d'une stratégie d'assimilation », le choix combiné des variables à ré-estimer et des données de télédétection à utiliser pour cette ré-estimation (Launay et Guérif, 2001a).

Nous avons recherché la (ou les) meilleure(s) stratégie(s) d'assimilation pour les objectifs de diagnostic et de prévision que nous nous donnions. Plusieurs questions ont guidé notre démarche:

- 1- Peut-on ré-estimer la date de semis par assimilation ? Sinon, quelle influence la connaissance a priori de la date de semis a-t-elle sur l'estimation par assimilation des autres paramètres décrivant l'implantation ?
- 2- Peut-on réaliser un diagnostic à la fois sur les conditions d'implantation et sur les conditions d'alimentation hydrique en période estivale ?
- 3- Les stratégies sont-elles les mêmes suivant que l'on veut établir un diagnostic ou une prévision des rendements ?
- 4- L'exigence de précocité pour le diagnostic ou la prévision est-elle antagoniste avec la précision ?

Dans un premier temps, nous avons imaginé deux stratégies « mères » selon que l'on considère la date de semis connue ou non. Ces deux stratégies consistent à ré-estimer les deux types de variables (relatives à l'implantation et au stress hydrique) avec l'ensemble des données de télédétection. Nous en avons analysé les performances au regard des questions précédentes. Suite à cette analyse, nous avons été amenées à proposer de nouvelles stratégies « filles », et des règles de sélection des stratégies en fonction des objectifs (obtention d'éléments de diagnostic ou prévision des rendements), et des conditions d'application.

Dans la première stratégie « mère » on ré-estime l'ensemble des 5 variables (stratégie 51), dans la seconde on considère la date de semis connue et on ne ré-estime que les autres variables (stratégie 41). Afin d'évaluer les performances de la procédure, les résultats de ces deux stratégies seront comparés aux résultats de simulations réalisées sans assimilation (stratégies 99 et 9), c'est-à-dire avec les valeurs par défaut des variables proposées par

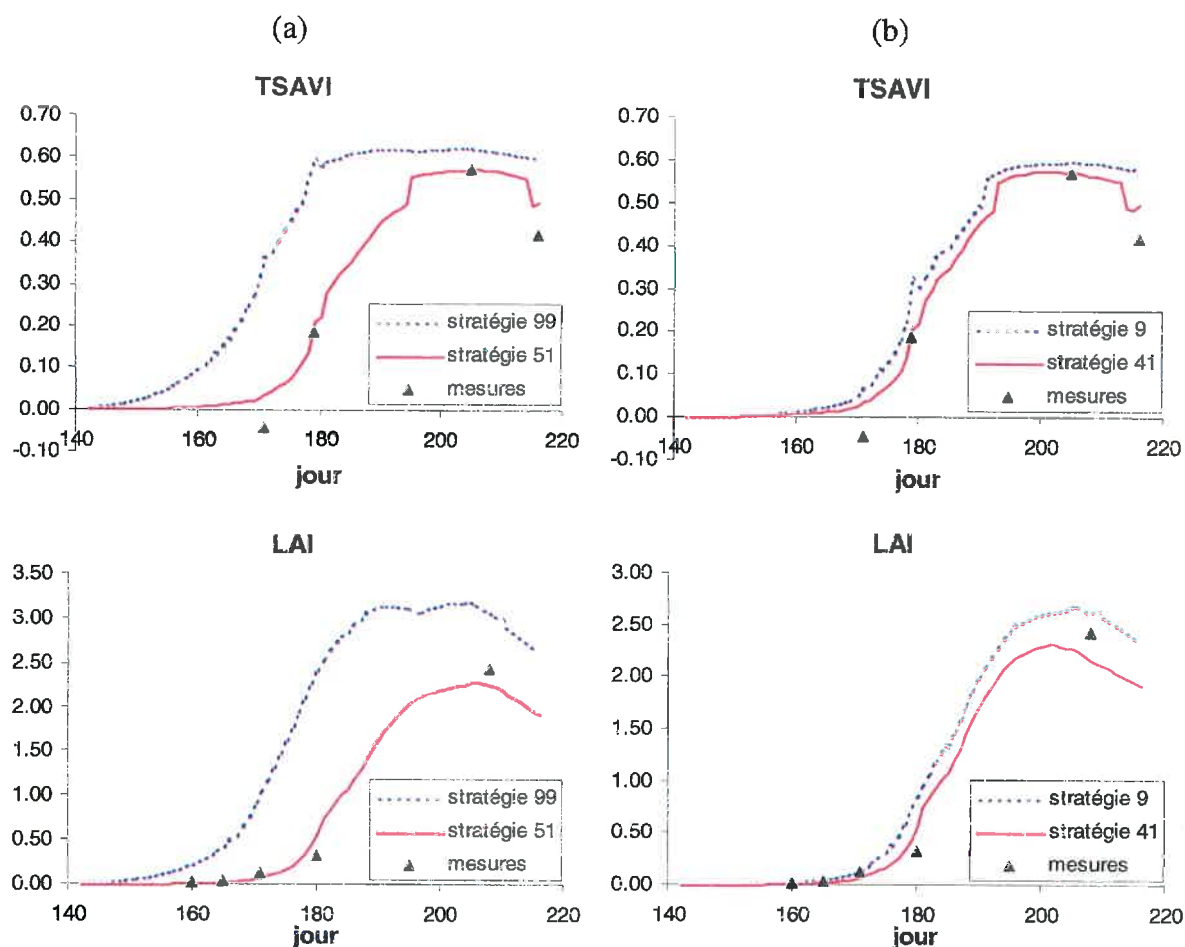


Figure 3.6 : LAI et TSAVI mesurés et simulés sur la surface élémentaire 122 du bassin d'Eppeville par le modèle SUCROS dans le cas où la date de semis est inconnue (a) ou connue (b) (avant (·····) ou après(—) assimilation) (année 1995).

Variable	Valeur par défaut	Valeur ré-estimée par assimilation		Valeur mesurée
		Stratégie 51	Stratégie 41	
Date de semis SWD (j)	105	120	-	125
Nombre plantes levées NPL (m^{-1})	10.00	9.0	10.09	10.19
Durée semis-levée TMSEM ($^{\circ}C \cdot j$)	120	167	138	148
Vitesse de croissance racinaire EZRTC ($m \cdot j^{-1}$)	0.012	0.016	0.008	-
Profondeur maximale des racines ZRTMC (m)	1.8	0.68	1.8	-

Tableau 3.6 : Valeurs des variables d'entrée pour la surface constituée de l'ensemble des carrés élémentaires de la parcelle 122 du bassin d'Eppeville

SUCROS (tableau 3.5). La valeur par défaut de la date de semis est la valeur moyenne des dates de semis de l'ensemble des parcelles échantillonnées durant l'année 1995. La stratégie 51 qui consiste à ré-estimer l'ensemble des variables est à comparer à la stratégie 99 qui consiste à leur attribuer à toutes des valeurs par défaut, y compris la date de semis. La stratégie 41 est à comparer à la stratégie 9.

Nous avons défini une stratégie alternative, utilisée seulement dans le cas des unités de fonctionnement sur craie, la vitesse relative de croissance en surface des feuilles (paramètre RGRL) a également été ré-estimée par les stratégies 41 et 51 (sa valeur par défaut étant de $0.0156 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{°C} \cdot \text{j}$ dans les stratégies 99 et 9), portant à 5 et 6 le nombre de variables ré-estimées.

Dans certains cas nous avons été amenés à ré-estimer 5 variables d'entrée (stratégie 51) alors que nous ne disposions que de 4 images. Les valeurs proposées par l'algorithme ont été confrontées aux valeurs mesurées, comme pour l'ensemble des autres parcelles, dans le cadre de l'analyse des performances de la méthode pour le diagnostic. En revanche, dans le cadre de l'analyse des performances de la méthode pour l'estimation du LAI ou la prévision des rendements, peu nous importaient les valeurs des variables d'entrée, pourvu qu'elles minimisent efficacement l'écart entre les variables d'ajustement (TSAVI).

II. ILLUSTRATION DU FONCTIONNEMENT DE LA PROCEDURE D'ASSIMILATION SUR DES CAS PARTICULIERS

Nous commençons par illustrer le fonctionnement de la procédure sur les surfaces constituées de 4 ou 5 carrés élémentaires (surfaces de type 3 cf Chapitre 1 figure 1.11), pour lesquelles nous disposons de mesures du LAI à plusieurs reprises au cours du cycle cultural, ainsi que des résultats de la phase d'implantation extrapolés à partir des mesures sur la parcelle (cf Chapitre 1, II.2.).

Nous montrons pour quelques cas exemplaires :

- 1- Comment les variables ont été ré-estimées par minimisation de l'écart entre le TSAVI extrait des images et corrigé par le modèle SMAC, et le TSAVI simulé par le modèle couplé SUCROS-SAIL initialisé avec des valeurs par défaut pour les variables considérées.
- 2- Comment le LAI et le TSAVI sont simulés après ré-estimation des variables (comparaison avec les LAI et TSAVI simulés avec les valeurs par défaut des variables, et avec les LAI et TSAVI mesurés).

Nous comparons pour ces différents cas, les résultats obtenus avec les 2 stratégies présentées précédemment.

II.1. Cas d'une parcelle du domaine de validité de SUCROS, dont le climat et le sol sont bien renseignés : la parcelle 122 du bassin sucrier d'Eppeville

La figure 3.6 présente les courbes d'évolution du TSAVI et du LAI simulés par le modèle couplé SUCROS-SAIL selon les différentes stratégies regroupées 2 à 2 (la stratégie 99 est comparée à la stratégie 51, et la stratégie 9 est comparée à la stratégie 41). Les valeurs des variables ré-estimées sont données dans le tableau 3.6.

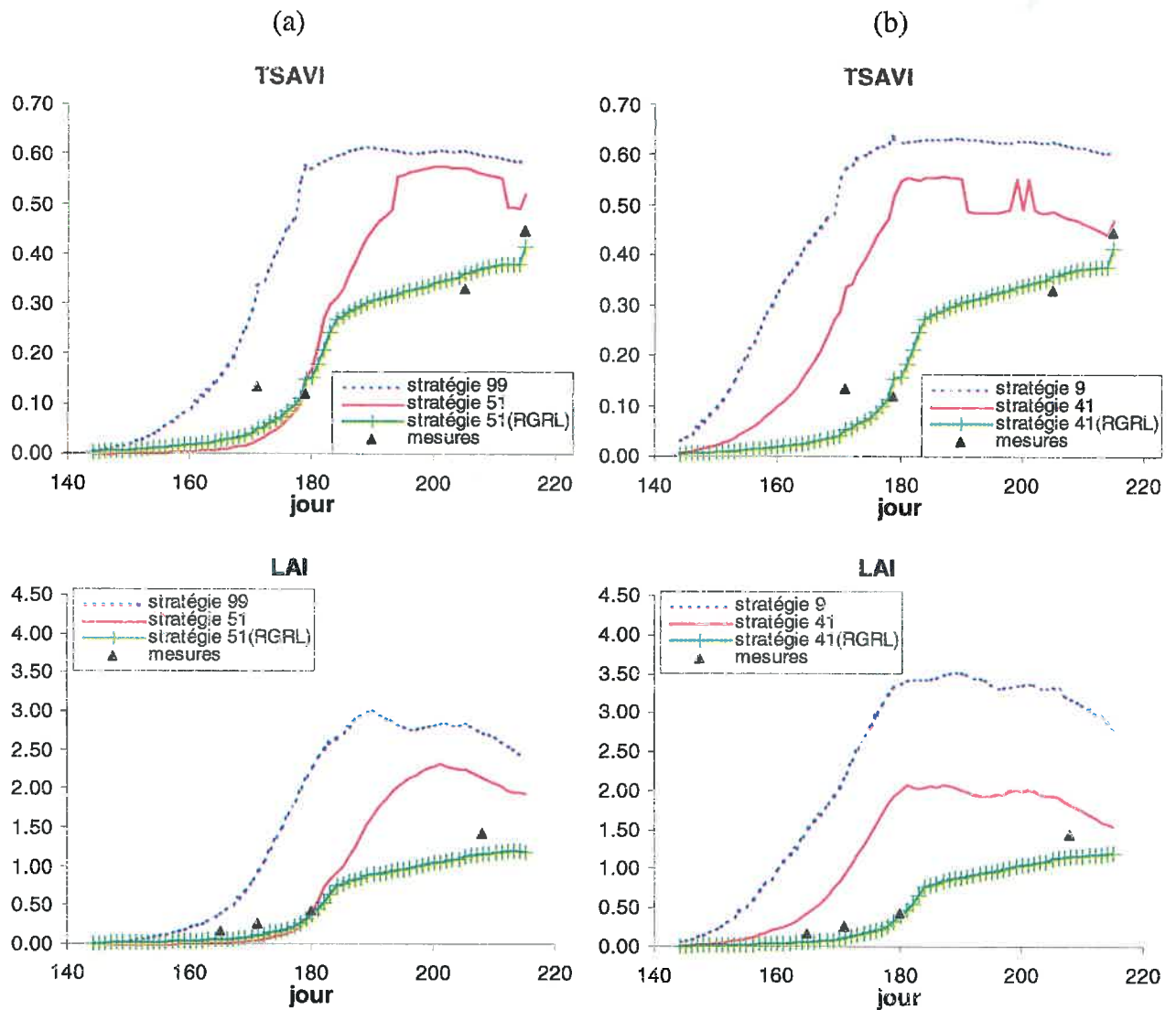


Figure 3.7 : LAI et TSAVI mesurés et simulés sur la surface élémentaire 203 du bassin de Marle par le modèle SUCROS dans le cas où la date de semis est inconnue (a) ou connue (b) (avant (.....) ou après assimilation avec (+++) et sans(---) RGRL) (année 1995).

Variable	Valeur par défaut	Valeur ré-estimée par assimilation				Valeur mesurée
		Stratégie 51		Stratégie 41		
		Sans RGRL	Avec RGRL	Sans RGRL	Avec RGRL	
Date de semis SWD(j)	105	124	89	-	-	83
Nombre plantes levées NPL (m ⁻¹)	10.00	14.23	13.92	9.01	12.17	9.51
Durée semis-levée TMSEM (°C.j)	120	161	166	170	167	175
Vitesse relative de croissance en surface des feuilles RGRL (°C.j) ⁻¹	0.0156	-	0.0129	-	0.0100	-
Vitesse de croissance racinaire EZRTC(m.j ⁻¹)	0.012	0.008	0.010	0.008	0.013	-
Profondeur maximale des racines ZRTMC(m)	1.8	1.67	1.03	1.77	1.78	Craie à 0.2-0.3 m

Tableau 3.7 : Valeurs des variables d'entrée pour la surface constituée des carrés élémentaires de la parcelle 203 du bassin de Marle.

On constate que, pour réduire l'écart entre TSAVI simulés (par le modèle SUCROS-SAIL renseigné avec les valeurs par défaut des variables), et TSAVI mesurés sur les images, la procédure ré-estime une date de semis plus tardive, et allonge la durée semis-levée. Les LAI simulés par le modèle SUCROS ainsi ré-étalonné sont plus proches des LAI mesurés, et les valeurs ré-estimées des variables d'implantation sont également plus proches des valeurs mesurées. Dans ce cas particulier, la RRMSE sur le LAI passe d'une valeur de 0.66 pour la stratégie 99 à une valeur de 0.31 pour la stratégie 51, et d'une valeur de 0.67 pour la stratégie 9 à une valeur de 0.35 pour la stratégie 41.

Il est en revanche plus difficile de juger la pertinence des ré-estimations des variables caractérisant la colonisation du sol par les racines (vitesse de croissance et profondeur racinaires), puisqu'on ne dispose pas de mesures. Il semble que la procédure ait abouti à des valeurs ré-estimées des paramètres EZRTC et ZRTMC introduisant un stress hydrique, soit par une limitation de la profondeur racinaire dans le cas de la stratégie 51 (partiellement compensée par une augmentation de la vitesse de croissance racinaire), soit par un ralentissement de la croissance racinaire dans le cas de la stratégie 41. Sachant que le modèle n'est sensible à ces variables qu'à partir du début de l'été, on peut supposer que la chute du TSAVI entre le jour 205 et le jour 216 (il passe de 0.57 à 0.42) a entraîné l'algorithme de minimisation vers ces solutions. Dans le cas où c'est la profondeur maximale d'enracinement qui a été limitée (stratégie 51), le stress hydrique induit risque de se prolonger. Une image supplémentaire acquise ultérieurement aurait permis soit de confirmer cette solution, soit d'entraîner la procédure de minimisation vers une valeur de cette variable induisant un stress moins important et moins définitif.

II.2. Cas d'une parcelle sur substrat crayeux : la parcelle 203 du bassin sucrier de Marle

La figure 3.7 permet de comparer les courbes d'évolution du LAI simulé par le modèle couplé SUCROS-SAIL, selon les différentes stratégies. La variable RGRL est ré-estimée dans le cas des stratégies 41(RGRL) et 51(RGRL) et ne l'est pas dans le cas des stratégies 41 et 51. Les valeurs des variables ré-estimées sont données dans le tableau 3.7.

Cette parcelle a été semée relativement tôt (jour 83), mais la levée y est très lente ($175^{\circ}\text{C}\cdot\text{j}$), et la densité est plutôt moyenne (moins de 10 plantes/m²). Les stratégies sans assimilation simulent une croissance juvénile beaucoup plus rapide que la croissance réelle. L'assimilation propose des valeurs des variables d'implantation permettant de ralentir cette croissance. Dans le cas de la stratégie 51 sans ré-estimation de RGRL, la date de semis ré-estimée est très tardive (SWD est ré-estimé à 124 jours alors que la valeur par défaut est de 105 jours et la valeur réelle de 83 jours). Quelle que soit la stratégie d'assimilation, la durée semis-levée (TMSEM) est allongée ce qui est cohérent avec les mesures. La valeur de RGRL est fortement réduite lorsque la procédure le permet (RGRL est ré-estimé à $0.0129 (^{\circ}\text{C}\cdot\text{j})^{-1}$ au lieu de $0.0156 (^{\circ}\text{C}\cdot\text{j})^{-1}$), et dans ce cas, permet une ré-estimation plus proche de la réalité de la date de semis.

Enfin, la profondeur racinaire est réduite par assimilation (elle passe de 1.8 m à 1.03 m dans le cas le plus extrême) mais reste toujours supérieure à la profondeur d'apparition du substrat (20 à 30 cm de profondeur d'après la carte des sols à cet endroit), ce qui semble confirmer

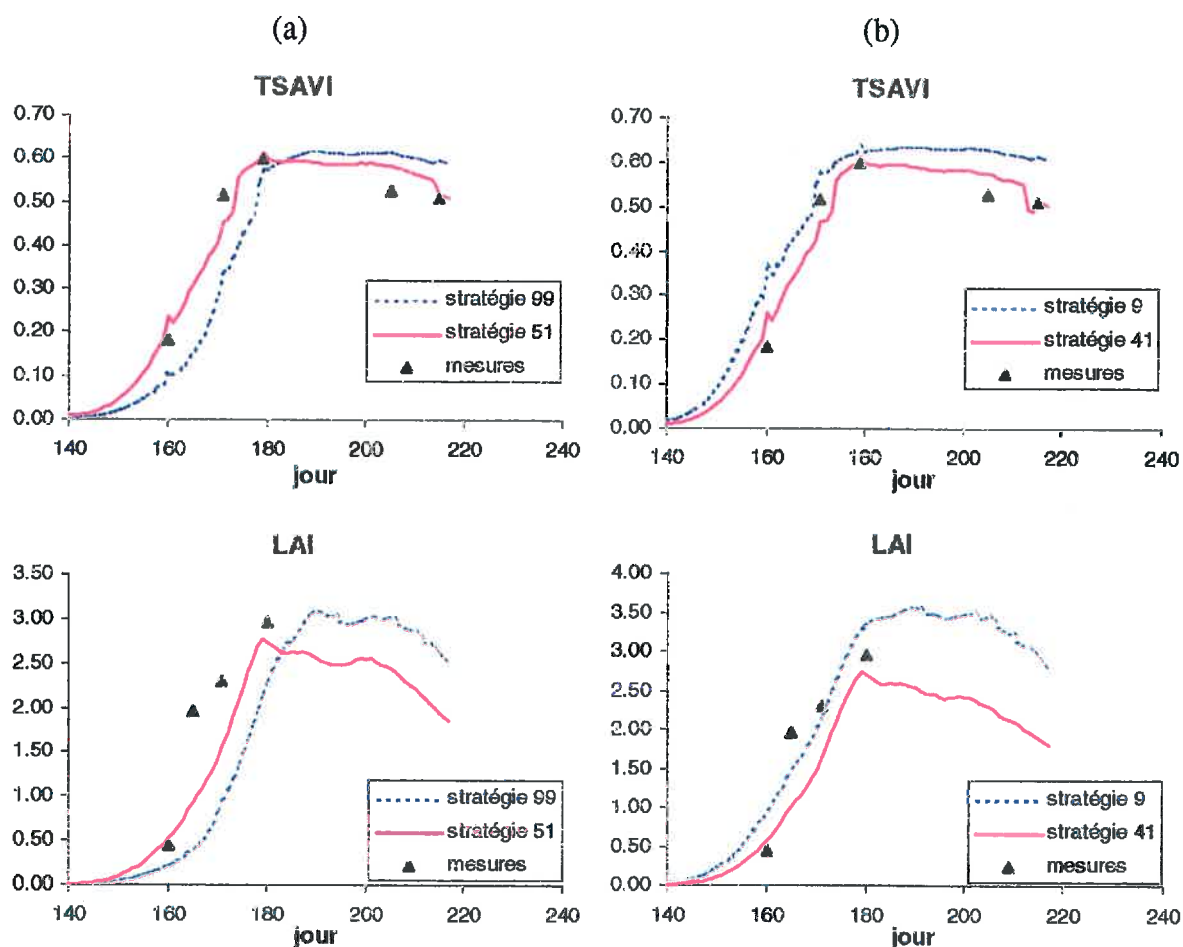


Figure 3.8 : LAI et TSAVI mesurés et simulés sur la surface élémentaire 217 du bassin de Marle par le modèle SUCROS dans le cas où la date de semis est inconnue (a) ou connue (b) (avant (.....) ou après (—) assimilation).

Variable	Valeur par défaut	Valeur ré-estimée par assimilation		Valeur mesurée
		Stratégie 51	Stratégie 41	
Date de semis SWD (j)	105	93	-	82
Nombre plantes levées NPL (m^{-1})	10.00	13.02	11.96	12.41
Durée semis-levée TMSEM ($^{\circ}C \cdot j$)	120	132	144	109
Vitesse de croissance racinaire EZRTC($m \cdot j^{-1}$)	0.012	0.008	0.008	-
Profondeur maximale des racines ZRTMC(m)	1.8	1.44	1.28	-

Tableau 3.8 : Valeurs des variables d'entrée pour la surface constituée des carrés élémentaires de la parcelle 217 du bassin de Marle.

l'hypothèse selon laquelle un certain faciès de la craie peut jouer un rôle de réservoir d'eau pour les racines, soit par pénétration des racines dans les fissures, soit par remontées capillaires.

L'évolution du LAI est mieux simulée si l'on ré-estime la variable RGRL ce qui améliore le ré-étalonnage du modèle SUCROS : la RRMSE passe de 0.54 et 0.94 respectivement dans le cas des stratégies 51 et 41 sans ré-estimation de RGRL à 0.19 pour les mêmes stratégies avec ré-estimation de RGRL.

II.3. Cas d'une parcelle hors du domaine de validité du modèle SUCROS, infestée de nématodes : la parcelle 217 du bassin de Marle

Nous avons vu que le modèle SUCROS n'était pas capable de prendre en compte les attaques parasitaires et leurs implications sur le fonctionnement du peuplement végétal. Nous avons cependant fait l'hypothèse que la ré-estimation par assimilation de certaines variables décrivant la colonisation du sol par les racines, pouvait indirectement permettre au modèle de décrire correctement la croissance et le développement du peuplement végétal sur les parcelles infestées de nématodes.

La figure 3.8 présente les courbes d'évolution des TSAVI et LAI simulés par le modèle couplé SUCROS-SAIL selon les différentes stratégies, sur une parcelle reconnue infestée de nématodes. Les valeurs des variables ré-estimées sont données dans le tableau 3.8.

Cette parcelle a bénéficié d'une bonne implantation (durée semis-levée courte, et forte densité de peuplement à l'issue de la levée) après un semis précoce. La croissance simulée avec les valeurs par défaut des variables, dans le cas où la date de semis est inconnue (stratégie 99), est beaucoup plus lente, alors que celle simulée lorsque la date de semis est connue (stratégie 9) est légèrement plus rapide qu'en réalité. Dans le cas de la stratégie 9 les valeurs par défaut des variables d'implantation sont moins favorables que les valeurs réelles, mais la croissance du LAI est cependant rapide, probablement parce que la valeur par défaut de la vitesse de croissance racinaire est plus élevée que la valeur réelle.

La date de semis est ré-estimée plus précoce (j 93) que sa valeur par défaut (j 105) par la stratégie 51, ce qui est cohérent même si elle est encore trop tardive par rapport à la valeur réelle (j 82). La durée semis-levée est allongée par assimilation, alors que la valeur mesurée est plus courte que la valeur par défaut. L'assimilation a cependant accéléré la croissance juvénile dans le cas de la stratégie 51, en augmentant fortement le nombre de plantes levées. Il y a eu compensation entre les variables TMSEM et NPL.

La forte diminution du TSAVI après le jour 178 peut être attribuée à l'attaque de nématodes visible sur le feuillage dès cette date, comme l'indiquent les notations de l'état sanitaire des betteraves effectuées par les techniciens de l'ITB sur cette parcelle. Comme dans le cas de la parcelle 122, cette chute entraîne l'algorithme de minimisation vers des solutions défavorisant la colonisation du sol par les racines : diminution de la vitesse de croissance racinaire (à 0.008 m.j⁻¹, borne inférieure de la gamme de valeurs proposée), limitation de la profondeur racinaire (à 1.28 m dans le cas de la stratégie 41 et 1.44 m dans le cas de la stratégie 51). Les solutions obtenues pour la vitesse de croissance et la profondeur racinaires sont cohérentes avec la diminution de l'efficacité d'absorption des racines entraînée par l'attaque de nématodes.

L'évolution du TSAVI est bien reproduite par le modèle couplé après assimilation. En revanche, celle du LAI l'est moins bien, ce qui peut s'expliquer par la forte hétérogénéité du peuplement au sein de la parcelle : la correspondance géographique entre les surfaces de mesures du LAI et les surfaces dont sont extraites les mesures de TSAVI n'étant jamais tout à fait exacte, on peut assister comme ici à une légère incohérence entre les dynamiques des TSAVIs et des LAI mesurés.

Nous avons illustré à l'aide d'exemples la façon dont la procédure d'assimilation procède. Nous allons maintenant analyser ses performances sur l'ensemble de nos parcelles, en premier lieu dans le but d'établir un diagnostic sur les conditions d'implantation et d'alimentation hydrique, en second lieu dans le but de prévoir le rendement.

III. PERFORMANCES DE LA METHODE POUR LE DIAGNOSTIC

Nous attendons de la méthode qu'elle nous permette d'établir un diagnostic, c'est-à-dire qu'elle nous fournisse des indicateurs nous permettant de comprendre les raisons de la variabilité spatiale des rendements.

Sachant, d'après une analyse agronomique préalable, que les conditions d'implantation de la culture et le stress hydrique estival sont les facteurs principaux expliquant cette variabilité, nous nous sommes dotés d'un modèle de croissance capable de prendre en compte leurs effets sur l'élaboration du rendement. La ré-estimation des variables d'entrée du modèle, par assimilation, doit nous permettre d'étalonner spatialement le modèle en toute parcelle du bassin sucrier. Ces variables d'entrée ré-estimées, ainsi que les variables d'état simulées par le modèle ré-étalonné, peuvent ensuite être utilisées comme indicateurs dans une démarche de diagnostic. Ces différentes variables intéressantes pour le diagnostic sont :

- 1- Les variables d'état simulées par le modèle, comme le LAI ou le facteur de stress hydrique, dont l'évolution traduit les phases de ralentissement de la croissance et/ou de stress au cours du cycle cultural.
- 2- Les variables d'entrée du modèle, ré-estimées par assimilation, et caractérisant soit les résultats de la phase d'implantation, soit les conditions de colonisation du sol par les racines.

Le degré de complexité des modèles de croissance, et le niveau d'élaboration de la procédure d'assimilation restent cependant insuffisants pour que l'on puisse s'attendre à déterminer exactement la ou les raisons originelles de la limitation des rendements sur chaque parcelle. Mais on jugera des performances de l'assimilation sur la qualité des indicateurs qu'elle nous fournira et qui constitueront les premiers éléments d'une démarche de diagnostic. Ceci n'est possible cependant que dans le cadre du domaine de validité du modèle, c'est-à-dire en l'absence de facteurs limitants non décrits par le modèle, comme le stress azoté, les maladies ou les attaques parasitaires. Dans ces situations, la ré-estimation de certaines variables d'entrée compensera l'absence de prise en compte par le modèle du réel facteur limitant. Il ne sera alors pas possible de réaliser un diagnostic, mais en revanche, la procédure pourra être utilisée dans le seul but de prévoir le rendement.

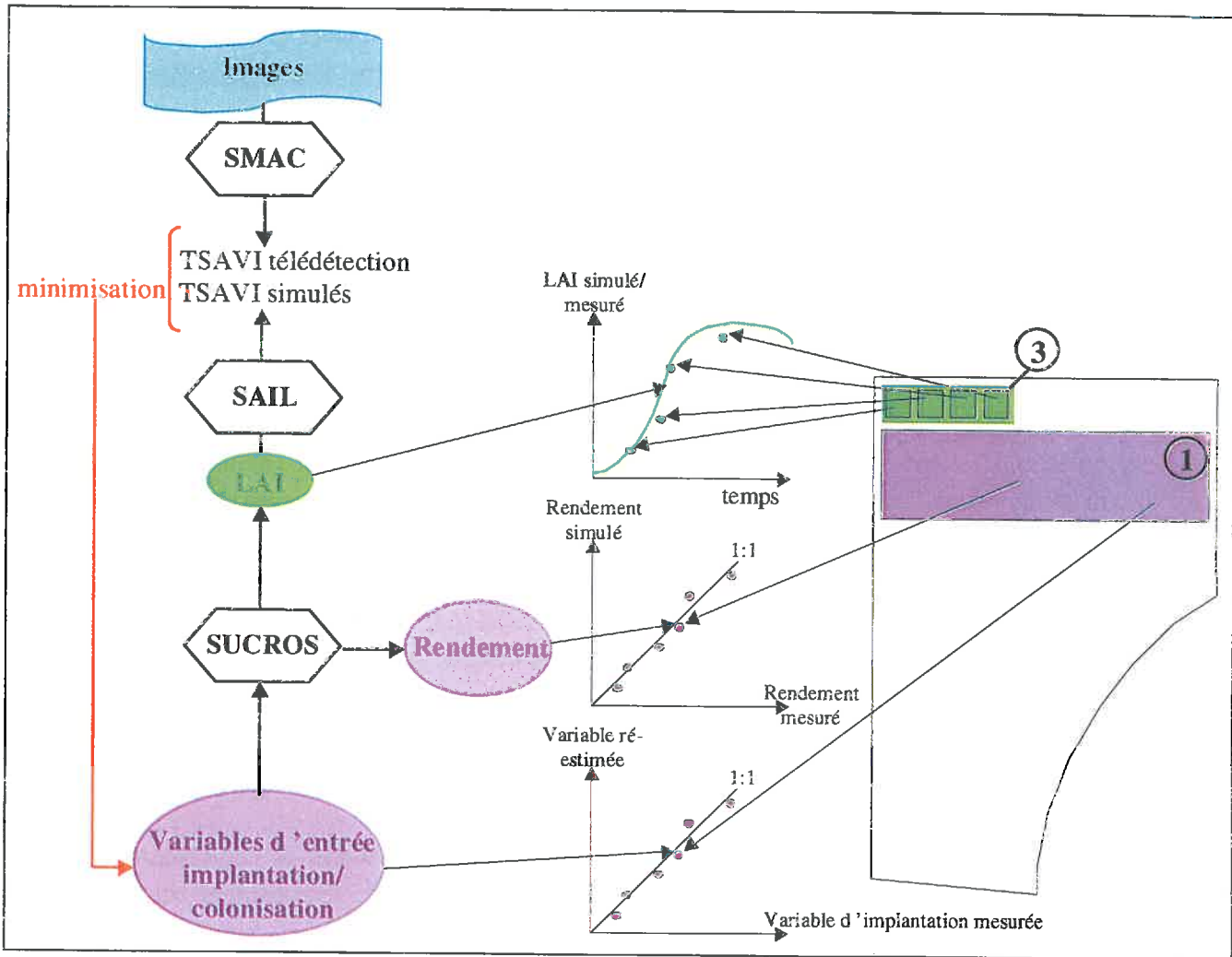


Figure 3.9 : Grandeurs et objets d'étude.

Nous avons donc évalué les performances de la procédure pour la restitution de la variable d'état « LAI » et pour l'estimation des variables d'entrée décrivant l'implantation et la colonisation du sol par les racines. Cette évaluation nous a permis de déterminer la ou les stratégies les mieux adaptées à l'objectif de diagnostic, et de mettre en évidence des critères de choix de ces stratégies en fonction des conditions d'application de la procédure.

III.1. Les grandeurs et les objets d'étude

III.1.1. Les grandeurs pertinentes pour le diagnostic, estimées par assimilation

Nous avons évalué les performances du modèle SUCROS ré-étalonné pour l'estimation de la variable d'état « LAI », car le suivi de son évolution permet d'identifier les phases au cours desquelles certains facteurs ont limité la croissance du peuplement végétal.

Nous avons également analysé les performances de l'assimilation pour ré-estimer les variables d'entrée décrivant l'implantation : la date de semis, le nombre de plantes levées et la durée semis-levée. Nous avons constaté que les résultats d'estimation de ces deux dernières variables pouvaient être corrélés, notamment dans le cas où l'on dispose de peu d'images (estimation d'une vitesse de croissance racinaire faible et d'une profondeur maximale des racines élevée ou l'inverse dans le cas de la parcelle 122, ou bien estimation d'une durée semis-levée longue et d'un nombre de plantes levées élevé dans le cas de la parcelle 217, où il y a eu compensation entre deux variables), comme le montraient les résultats de Guérif et Duke (2000). Nous avons donc cherché une variable intégratrice de l'effet de ces grandeurs et qui qualifie à elle seule l'implantation. Nous avons donc considéré le LAI à une date précoce du cycle cultural, $500^{\circ}\text{C}\cdot\text{j}$ après semis, dont la valeur est calculée par le modèle en fonction des variables d'entrée « nombre de plantes levées », « durée semis-levée », et « vitesse relative de croissance en surface des feuilles » (RGRL) (cf Eq. 1.1).

Enfin, nous avons considéré les valeurs ré-estimées des variables décrivant la colonisation racinaire du sol, la vitesse de croissance racinaire et la profondeur maximale des racines, afin de vérifier leur cohérence par rapport aux informations dont nous disposions sur les propriétés des sols et les caractéristiques des parcelles.

III.1.2. Les objets d'étude

Les types de surfaces considérées

Les surfaces sur lesquelles l'analyse a été portée sont les surfaces sur lesquelles nous disposions de moyens de validation, c'est-à-dire (figure 3.9) :

- 1- 14 surfaces constituées de carrés élémentaires (surfaces 3 de la figure 1.11). Ces 14 surfaces ont été choisies parmi les 21 existantes, pour la bonne cohérence observée entre les LAI et les TSAVI mesurés. En effet, travaillant sur de si petites surfaces, il nous était parfois difficile d'extraire des images les réflectances correspondant géographiquement de manière exacte à ces surfaces de mesures du LAI. 7 surfaces ont du être éliminées parce qu'il y avait probablement une mauvaise correspondance géographique entre le carré où le LAI avait été mesuré au sol, et celui de l'image dont on avait extrait les réflectances pour le calcul du TSAVI. Sur ces 14 surfaces que nous

appellerons « surfaces élémentaires », distribuées sur 14 parcelles réparties sur les deux bassins sucriers d'Eppeville et de Marle, nous avons comparé les valeurs du LAI simulées par le modèle SUCROS selon les différentes stratégies, aux valeurs mesurées. Deux parcelles n'appartiennent pas au domaine de validité du modèle car elles ont été infestées de nématodes. Cependant, l'attaque de nématodes étant ultérieure aux mesures de LAI, nous avons considéré que les performances de restitution du LAI pouvaient y être analysées au même titre que sur les autres parcelles.

- 2- 48 parcelles échantillonnées sur les deux bassins sucriers (surfaces 1 de la figure 1.11). Les variables d'entrée des unités de fonctionnement⁴ de ces parcelles ont été ré-estimées par assimilation, puis agrégées de façon à ne retenir qu'une seule valeur par parcelle. Sur ces parcelles, la date de semis, le nombre de plantes levées et la durée semis-levée ont été mesurés. Le LAI à 500°C.j après semis considéré « vrai », a été simulé par le modèle SUCROS pour chaque parcelle, à partir des valeurs mesurées des variables d'implantation (« nombre de plantes levées » et « durée semis-levée »). En ce qui concerne les variables décrivant la colonisation racinaire du sol, nous n'avons pas de mesures mais disposons de la connaissance acquise par l'INRA et la Chambre d'Agriculture de Laon pendant les 40 années d'élaboration de la carte des sols de l'Aisne. Ces éléments nous ont permis de juger en partie la qualité de ré-estimation de la profondeur maximale des racines. En revanche, nous ne disposons pas d'éléments de confrontation pour analyser la ré-estimation de la vitesse de croissance racinaire par assimilation. Cette variable était en effet destinée à traduire l'effet de l'état structural du sol sur la progression des racines, état temporaire pour lequel nous n'avons aucune expertise disponible à l'échelle de travail.

Leur classification en fonction de la richesse de l'information contenue dans les données de télédétection

Ces objets d'étude, surfaces élémentaires ou parcelles, ont été classées en fonction de la richesse des données de télédétection dont nous disposons pour chacune d'elles. Duke (1997) a montré en effet l'influence du nombre d'images acquises pendant la phase d'installation du couvert sur la ré-estimation des grandeurs caractérisant l'implantation.

Nous avons donc partagé les 14 surfaces élémentaires en deux groupes : le premier rassemble les parcelles pour lesquelles au maximum une image de télédétection (et donc un point de TSAVI mesuré) est disponible avant la date à laquelle le LAI maximal est atteint. Le second rassemble les surfaces élémentaires pour lesquelles plus d'une image sont disponibles. Deux parcelles ont été écartées car on n'y disposait pas du même nombre total d'images que sur les autres parcelles.

Nous avons également partagé les 48 parcelles en deux groupes. Les LAI n'ayant pas été mesurés sur les 48 parcelles, nous n'avons pas la possibilité de définir ces groupes en fonction du nombre de TSAVI mesurés avant la date à laquelle le LAI maximal est atteint. Nous avons utilisé un autre critère, l'écart entre le premier TSAVI mesuré après émergence et

⁴ Rappelons que les unités de fonctionnement sont des surfaces de texture de sol et d'itinéraire technique homogènes (cf Chapitre 1 III). Il s'agit pour nous d'une échelle de travail et non d'une échelle d'analyse.

Stratégie	RMSE	RRMSE
99	1.006	0.662
9	1.020	0.671
51	0.523	0.344
41	0.505	0.332

Tableau 3.9 : Erreurs moyennes et relatives (RMSE et RRMSE) d'estimation du LAI sur les 14 surfaces composées de carrés élémentaires.

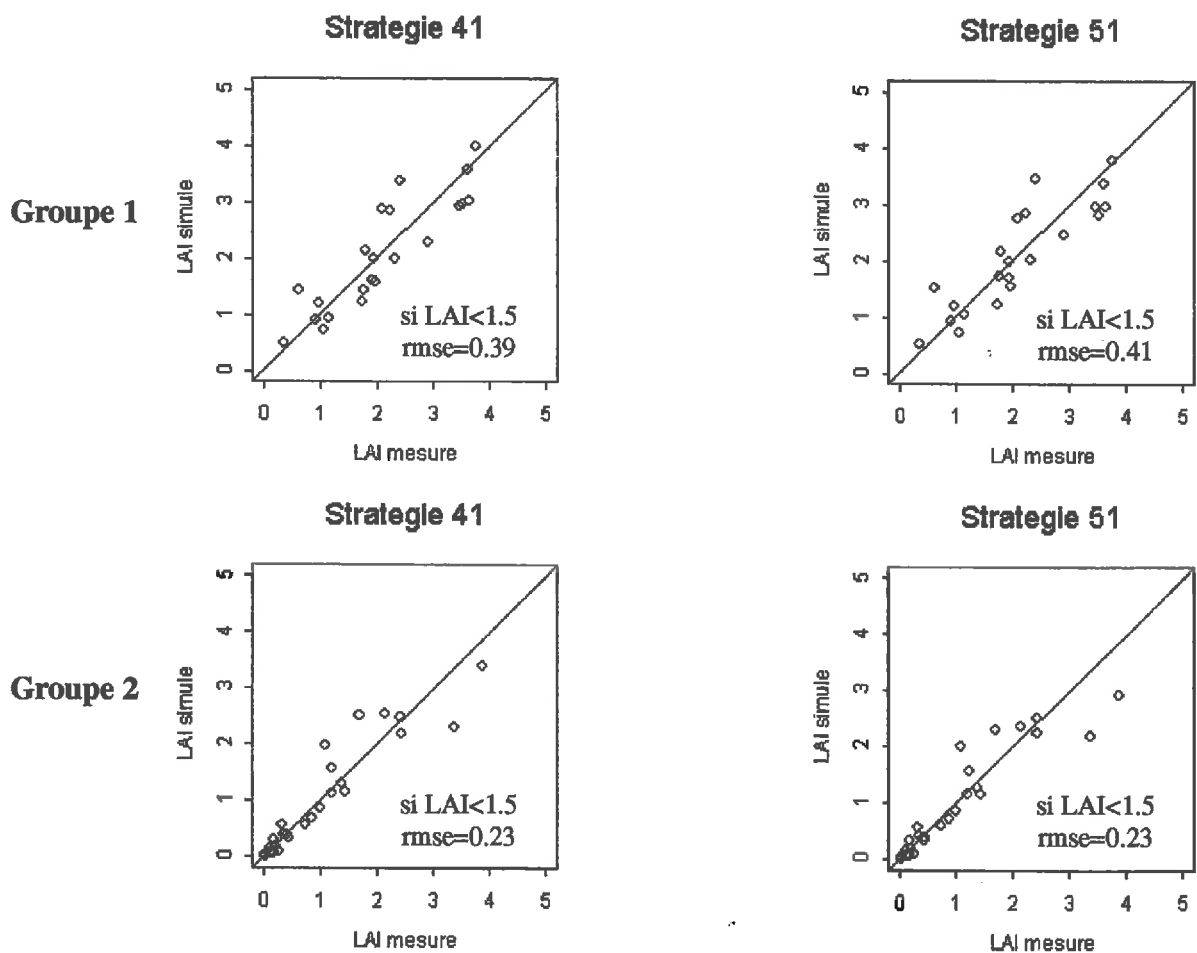


Figure 3.10 : LAI simulés par les stratégies 41 et 51 en fonction des LAI mesurés pour le Groupe 1 de surfaces pour lesquelles au maximum une image de télédétection est disponible avant la date à laquelle le LAI maximal est atteint, et pour le Groupe 2 de surfaces pour lesquelles plus d'une image est disponible avant le LAI maximal.

le TSAVI maximal observé, sachant que c'est durant la période de croissance juvénile de la culture que la variabilité du TSAVI sera la plus forte. Ce critère nous a permis de distinguer deux groupes de parcelles : un premier groupe de 17 parcelles pour lesquelles cet écart reste inférieur 0.3, et un second groupe de 31 parcelles pour lesquelles cet écart est supérieur ou égal à 0.4. Les parcelles pour lesquelles on ne dispose que de 4 images sont réparties dans ces deux groupes.

III.2. Evaluation des performances des stratégies « mères » pour le diagnostic et propositions

III.2.1. Performances pour la restitution du LAI

Le tableau 3.9 présente les écarts quadratiques moyens (RMSE) et moyens relatifs (RRMSE) entre les LAI simulés selon les différentes stratégies et les LAI mesurés sur les 14 surfaces élémentaires. On constate tout d'abord que le modèle ré-étalonné par assimilation (stratégies 51 et 41) ré-estime mieux le LAI que lorsqu'il est initialisé avec des valeurs par défaut des variables d'entrée, y compris lorsque la date de semis est connue (stratégies 99 et 9). La RMSE et la RRMSE sont ainsi divisées par deux, et l'écart quadratique moyen est d'environ 0.5 pour un LAI mesuré moyen de 1.52. Connaître la date de semis donne toutefois un léger avantage pour la ré-estimation du LAI, les résultats de la stratégie 41 étant un peu meilleurs que ceux de la stratégie 51.

La figure 3.10 représente les LAI simulés par les stratégies 41 et 51 en fonction des LAI mesurés, pour chaque groupe de surfaces défini selon la richesse des données de télédétection acquises (cf. III.1.2.). Les LAI les plus faibles, dont les valeurs correspondent à celles généralement atteintes au cours des 500 premiers °C.j après semis (<1.5), sont mieux simulés dans le cas où on dispose de plus de données de télédétection avant le LAI maximal. La RMSE, pour LAI<1.5 et dans le cas de la stratégie 41, est de l'ordre de 0.39 pour le premier groupe de parcelles, et de l'ordre de 0.23 pour le second.

De cette analyse, il ressort que :

- 1- L'assimilation, que la date de semis soit connue ou non, permet au modèle de croissance de mieux restituer le LAI. L'erreur d'estimation du LAI, observée sur les surfaces élémentaires, reste cependant non négligeable puisque la RMSE atteint 0.5 (tableau 3.9).
- 2- L'acquisition d'un nombre plus important d'images pendant la phase d'installation du couvert permet une meilleure estimation du LAI, surtout aux dates précoces.

Notons que, si pour certaines parcelles le nombre de variables d'entrée ré-estimées est supérieur au nombre d'images acquises (dans le cas de la stratégie 51), et qu'alors les solutions ne sont pas uniques, cela n'est pas limitant lorsque l'objectif est la ré-estimation de LAI. Cela ne sera pas non plus un obstacle pour la ré-estimation du rendement, variable de sortie très liée au LAI (Brochery, 1996).

Variable	Stratégie	Critère	48 parcelles	Groupe 1 : gradient de TSAVI faible (n=17)	Groupe 2 : gradient de TSAVI fort (n=31)
Date de semis SWD (j)	51	Ecart moyen	2.66	0.92	3.62
	99	RMSE	11	9	13
Nombre plantes levées NPL (m ⁻¹)	51	Ecart moyen	0.34	-0.09	0.58
		RMSE	1.87	1.77	1.93
	41	Ecart moyen	1.23	1.25	1.22
	99 ou 9	RMSE	2.24	2.18	2.28
Durée semis- levée TMSEM (°C.j)	51	Ecart moyen	-25	-38	-19
		RMSE	41	48	37
	41	Ecart moyen	-15	-29	-8
	99 ou 9	RMSE	33	34	33
LAI à 500°C.j après semis	51	Ecart moyen	0.18	0.25	0.15
		RMSE	0.40	0.40	0.40
	41	Ecart moyen	0.14	0.30	0.06
	99	RMSE	0.32	0.36	0.29
	9	RMSE	0.35	0.39	0.32
			0.37	0.41	0.34

Tableau 3.10 : Ecart moyen et erreurs moyennes d'estimation (RMSE) des variables caractérisant l'implantation sur les 48 parcelles de l'échantillon, et pour chacun des groupes formés en fonction du gradient de TSAVI entre la 1^{ère} et la dernière images acquises sur les parcelles.

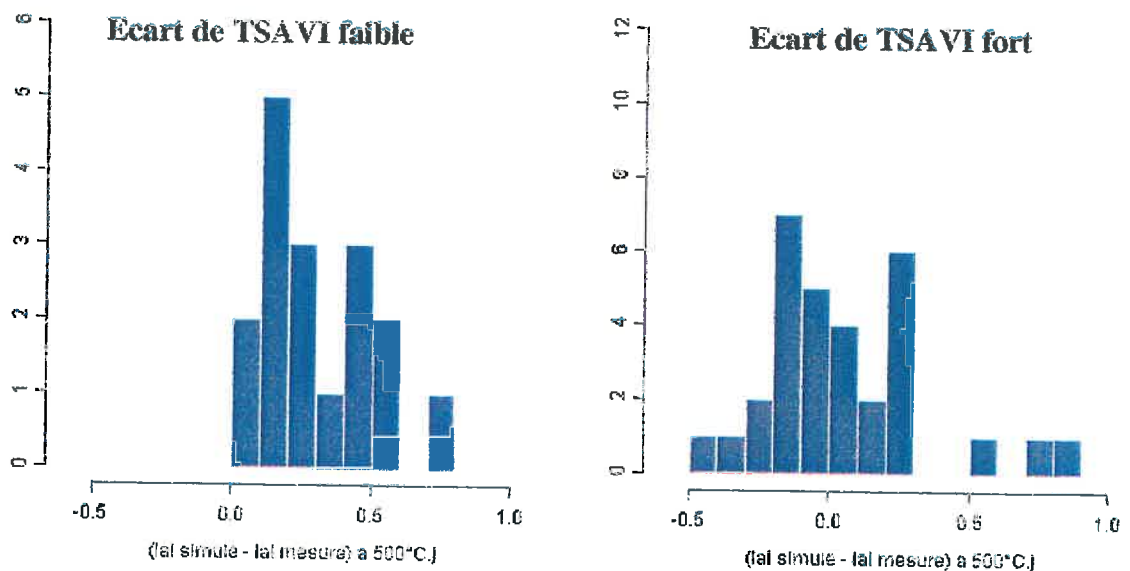


Figure 3.11 : Distribution des écarts entre LAI simulés à 500 °C.j selon la stratégie 41, et LAI « mesurés » à 500 °C.j après semis.

III.2.2. Influence de la connaissance a priori de la date de semis sur l'estimation des variables décrivant l'implantation

On analyse maintenant la qualité d'estimation des variables décrivant l'implantation sur les 48 parcelles de notre échantillon, dans le cas où la date de semis est ré-estimée (stratégie 51) et dans le cas où elle est connue (stratégie 41). Les variables décrivant l'implantation sont les variables d'entrée « date de semis », « nombre de plantes levées », « durée-semis-levée » et la variable d'état « LAI à 500 °C.j après semis ».

Sur ces 48 parcelles, 4 ne font pas partie du domaine de validité du modèle, soit qu'elles aient été infestées de nématodes, soit qu'elles aient bénéficié d'une fertilisation azotée supplémentaire sous forme de fumier. L'effet tardif des nématodes (dont les symptômes n'ont pas été notés avant le mois de juillet) et de la fumure azotée, par rapport à la phase d'installation du couvert, ne devrait cependant pas polluer la ré-estimation des variables d'implantation. Ces 4 parcelles ont donc été conservées pour l'analyse.

Les écarts moyens et les erreurs quadratiques moyennes d'estimation (RMSE) des variables d'implantations sont présentés dans le tableau 3.10, pour les 48 parcelles et pour chacun des groupes formé en fonction de l'écart de TSAVI observé.

La date de semis n'est pas mieux estimée par assimilation que par sa valeur par défaut (la RMSE dans le cas de la stratégie 51 est de 11 jours, alors qu'elle n'est que de 9 jours dans le cas de la stratégie 99 ; cellules du tableau de couleur bleu). La comparaison des résultats obtenus pour les groupes 1 et 2 ne laisse pas espérer une forte amélioration de la précision d'estimation en fonction du nombre de données de télédétection disponibles pendant la phase d'installation du couvert. Par ailleurs, si la date de semis n'est pas connue, les variables décrivant l'implantation sont mal ré-estimées, y compris le LAI à 500 °C.j après semis⁵ (la RMSE dans le cas de la stratégie 51 est de 0.40, alors qu'elle n'est que de 0.35 dans le cas de la stratégie 99 ; cellules du tableau de couleur bleu). De plus, le rendement simulé par le modèle étant particulièrement sensible à cette variable d'entrée, il apparaît nécessaire de la déterminer par un autre moyen que l'assimilation.

Si la date de semis est connue, le LAI à 500 °C.j après semis est mieux estimé par assimilation (la RMSE dans le cas de la stratégie 41 est de 0.32, alors qu'elle atteint 0.37 dans le cas de la stratégie 9 ; cellules du tableau de couleur jaune). Par ailleurs, la qualité de l'estimation de cette variable dépend du nombre d'images acquises pendant la période de croissance juvénile (la RMSE dans le cas de la stratégie 41, est de 0.36 pour le premier groupe de parcelles, et de 0.29 pour le second, et l'écart moyen passe de 0.3 à 0.06 ; cellules de couleur jaune). On constate sur la figure 3.11 que la sous-estimation systématique du LAI à 500°C.j après semis, observée pour les parcelles du groupe 1, n'apparaît plus pour les parcelles du groupe 2.

L'analyse comparée des performances des stratégies 41 et 51 a montré que la date de semis ne pouvait être correctement ré-estimée par assimilation dans notre cas (où l'on dispose de peu d'images), mais que sa connaissance était indispensable à la ré-estimation du LAI à 500 °C.j

⁵ Rappelons que le LAI à 500°C.j après semis considéré « vrai », a été simulé par le modèle SUCROS pour chaque parcelle, à partir des valeurs mesurées du « nombre de plantes levées » et de la « durée semis-levée ».

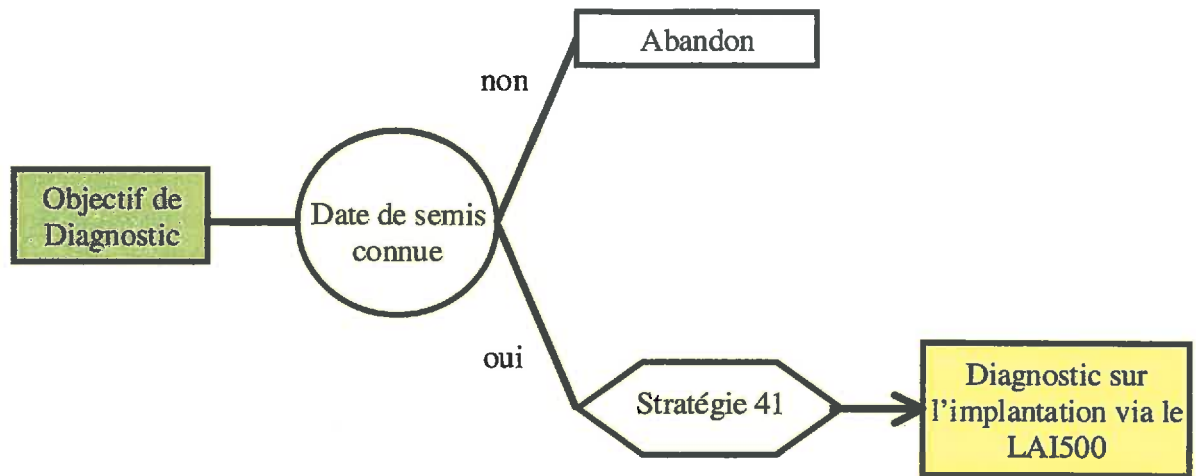


Figure 3.12 : Choix de la stratégie d'assimilation à l'issue de l'analyse des performances de la méthode pour l'estimation des variables caractérisant l'implantation.

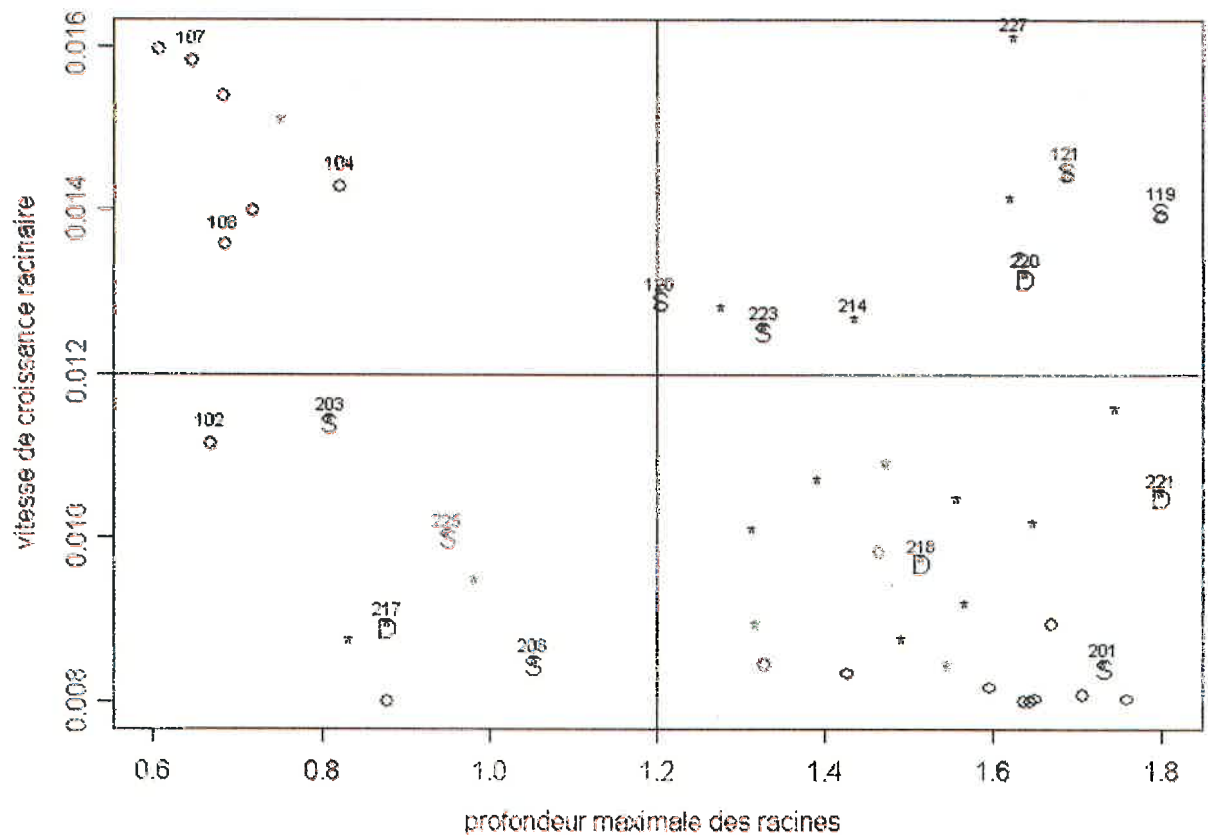


Figure 3.13: Répartition des 48 parcelles, selon les valeurs ré-estimées des variables d'entrée décrivant la colonisation racinaire (o parcelle du bassin d'Eppeville, * parcelle du bassin de Marle, « D » parcelle hors du domaine de validité de SUCROS, « S » parcelle sur substrat).

après semis, seule variable indicatrice des conditions d'implantation que l'on puisse estimer par assimilation (figure 3.12). Ce résultat est d'autant plus attendu dans certains cas où l'on est contraint de ré-estimer un nombre de variables d'entrée supérieur au nombre d'images disponibles. L'analyse a également montré l'intérêt de disposer d'un maximum de données de télédétection contrastées durant la phase d'installation du couvert, pour estimer au mieux l'indicateur LAI à 500 °C.j après semis.

La stratégie 51 est dès lors abandonnée dans notre démarche de diagnostic.

III.2.3. Influence des conditions d'acquisition des images sur l'élaboration d'un diagnostic sur la colonisation racinaire en plus du diagnostic sur l'implantation

On s'intéresse maintenant aux variables déterminant la colonisation du sol par les racines, et on analyse de façon plus qualitative les résultats de la ré-estimation de ces variables d'entrée par assimilation, sur l'ensemble des 48 parcelles, à partir de la connaissance des sols de l'Aisne et des enquêtes réalisées sur les parcelles durant la campagne culturale de l'année 1995. Seule la stratégie 41 est considérée, puisque la stratégie 51 ne nous permettait pas d'élaborer un diagnostic sur les conditions d'implantation.

Rappel des hypothèses sur les variables de colonisation racinaire

La valeur par défaut de la « profondeur maximale des racines » (ZRTMC) a été fixée à 1.8 m pour toutes les unités de fonctionnement des parcelles, en faisant l'hypothèse (cf Chapitre 2, III.2.) que les propriétés hydriques des substrats sous-jacents aux couches de sols (lorsque ceux-ci apparaissent avant 1.2 m) sont mal connues, les substrats pouvant participer à l'alimentation hydrique par remontées capillaires ou par colonisation racinaire. Les substrats sont donc assimilés à des limons moyens, de manière à ne pas freiner la progression des racines. La détermination de la zone compacte en-deçà de laquelle les racines ne pénètrent plus, est laissée à la procédure d'assimilation au travers de la ré-estimation de la variable ZRTMC.

Nous avons également fait l'hypothèse (cf Chapitre 2, III.2.) que la ré-estimation des variables « profondeur maximale racinaire » et « vitesse de croissance racinaire » permettrait au modèle de prendre indirectement en compte des facteurs limitants non pris en compte, comme l'influence de l'état structural du sol ou de l'infestation de nématodes sur la colonisation racinaire.

Evaluation de la qualité d'estimation des variables de colonisation racinaire

La figure 3.13 présente la répartition des 48 parcelles, selon les valeurs ré-estimées par la stratégie 41, des variables « profondeur maximale racinaire » et « vitesse de croissance racinaire ».

Distribution des valeurs ré-estimées

Les gammes de valeurs imposées pour les deux variables, dans la procédure d'assimilation (valeurs comprises entre 0.6 et 1.8 m pour ZRTMC et 0.008 et 0.016 pour EZRTC) sont entièrement exploitées. La profondeur maximale racinaire d'un grand nombre de parcelles est ré-estimée entre 1.5 et 1.8 m, ce qui confirme notre hypothèse selon laquelle la carte des sols ne décrivait pas les horizons jusqu'à la profondeur d'apparition du substrat (cf. Chapitre 1,

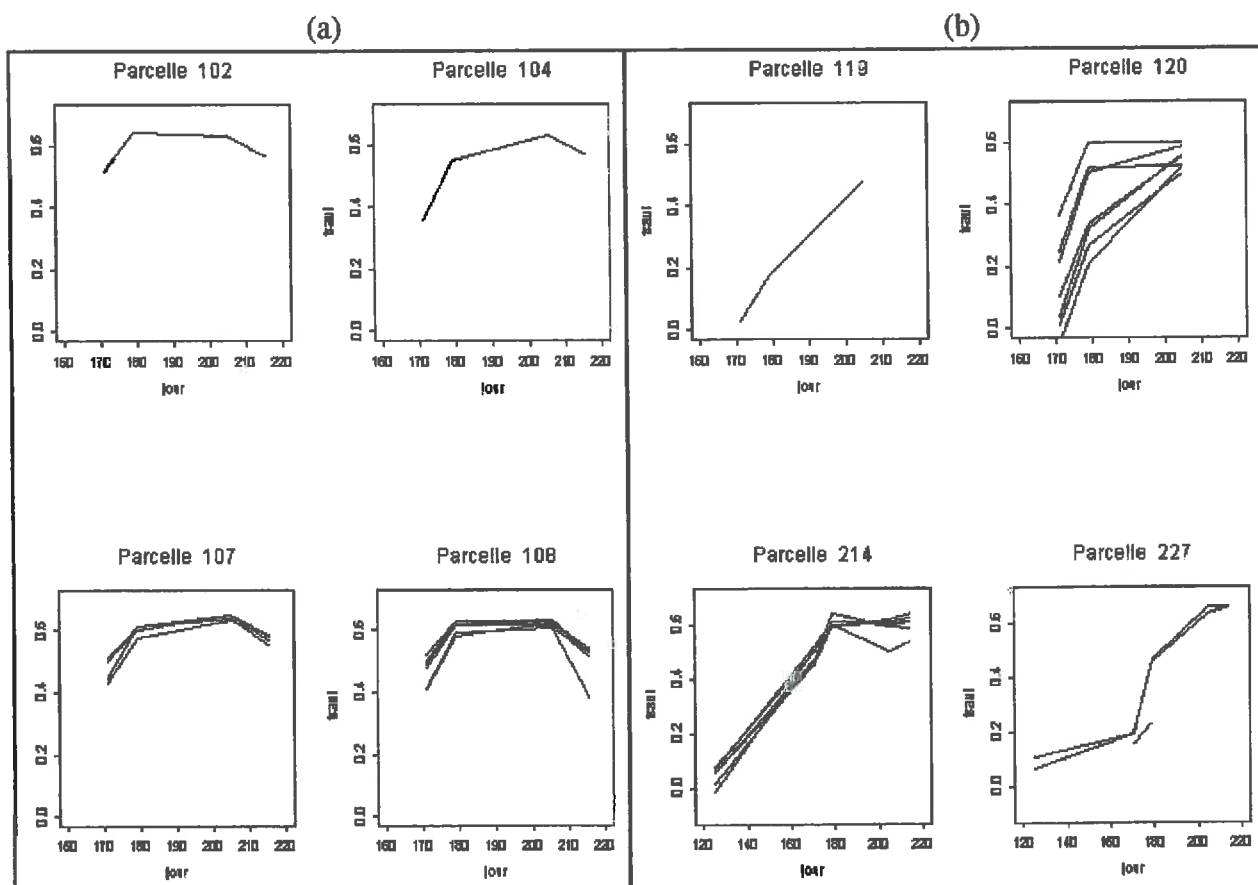


Figure 3.14 : Profils de TSAVI extraits des données de télédétection sur des unités de fonctionnement de (a) 4 parcelles où l'on observe une chute du TSAVI le 4 août (jour 216) et (b) 4 parcelles où l'on n'a pas de chute de TSAVI le 3 (parcelles 119 et 120 sur le bassin d'Eppeville) ou le 4 août (parcelles 214 et 218 sur le bassin de Marle).

II.1.1.). La vitesse de croissance racinaire est souvent ré-estimée à une valeur inférieure à sa valeur par défaut ($0.012 \text{ m}\cdot\text{j}^{-1}$) ce qui laisse supposer que la valeur par défaut déterminée en Hollande sur sols sableux, a été surestimée pour les sols limoneux du nord de la France.

Evaluation de la capacité de la procédure à retrouver la présence de substrat

Trois parcelles parmi celles où un substrat est identifié par la carte des sols à moins d'1.2 m de profondeur (sur plus d'un quart de leur surface), ont une profondeur maximale racinaire ré-estimée inférieure à 1.2 m. Ainsi, la parcelle 203, dont la totalité de la surface est sur un substrat crayeux à 0.2 ou 0.3 m de profondeur d'après la carte des sols, a une profondeur maximale des racines ré-estimée à 0.8 m de profondeur. Il apparaît donc que le stress hydrique n'a pas eu d'effet suffisamment important sur la croissance du LAI pour avoir contraint la procédure à ré-estimer la profondeur racinaire à sa valeur minimale, c'est-à-dire à 0.6 m. La craie a pu jouer un rôle de réservoir, soit par remontées capillaires, soit directement par pénétration des racines dans les fissures.

Evaluation de la capacité de la procédure à prendre en compte les parcelles hors du domaine de validité de SUCROS

Dans le cas des parcelles infestées de nématodes (parcelles 217 et 218), la colonisation du sol par les racines est ré-estimée plus lente et surtout moins profonde. Cette ré-estimation est cohérente avec l'action durable des nématodes sur l'alimentation hydrique.

Dans le cas des parcelles 220 et 221, qui ont reçu un apport de fumier dont la minéralisation en fin de cycle a pu accélérer la croissance de la culture, la profondeur maximale racinaire est ré-estimée entre 1.6 et 1.8 m. Sur ces parcelles, la ré-estimation de cette variable n'apporte rien par rapport à la valeur par défaut de 1.8 m, pour la restitution du LAI. Mais elle confirme l'absence de stress ressenti par la culture en période estivale. La vitesse de croissance racinaire est ré-estimée à des valeurs moyennes à fortes par comparaison aux autres parcelles du bassin de Marle, ce qui peut traduire une très bonne alimentation azotée.

Mise en évidence d'une incohérence entre valeurs ré-estimées et valeurs réalistes des variables sur plusieurs parcelles

La procédure ré-estime la profondeur maximale racinaire, pour une grande partie des parcelles, en deçà de 0.9 m. Pour d'autres, la vitesse de croissance racinaire est ré-estimée inférieure à $0.009 \text{ m}\cdot\text{j}^{-1}$. Or, il s'agit principalement de parcelles situées sur le bassin d'Eppeville, sur le plateau du Santerre dont les sols sont réputés profonds. Si on regarde les profils de TSAVI mesurés sur les unités de fonctionnement de ces parcelles, on constate une diminution importante du TSAVI début août (jour 216) (figure 3.14a), comparativement aux autres parcelles (figure 3.14b).

Celle-ci correspond à un stress hydrique qui se traduit au niveau du feuillage par une sénescence rapide entraînant une diminution du LAI vert capté par le satellite. Un tel phénomène était déjà observé, à la même date, sur la parcelle de Mons qui nous a servi à calibrer le modèle SUCROS (cf figures 2.2 et 2.3 du Chapitre 2). Ces variations très brutales du LAI en réponse au stress hydrique, spécifiques à la betterave, ne sont pas correctement reproduites par le modèle comme on l'a vu au Chapitre 2 sur la parcelle de Mons (cf figure 2.6a). En effet, la vitesse de sénescence modélisée au jour j dépend du stress hydrique moyen

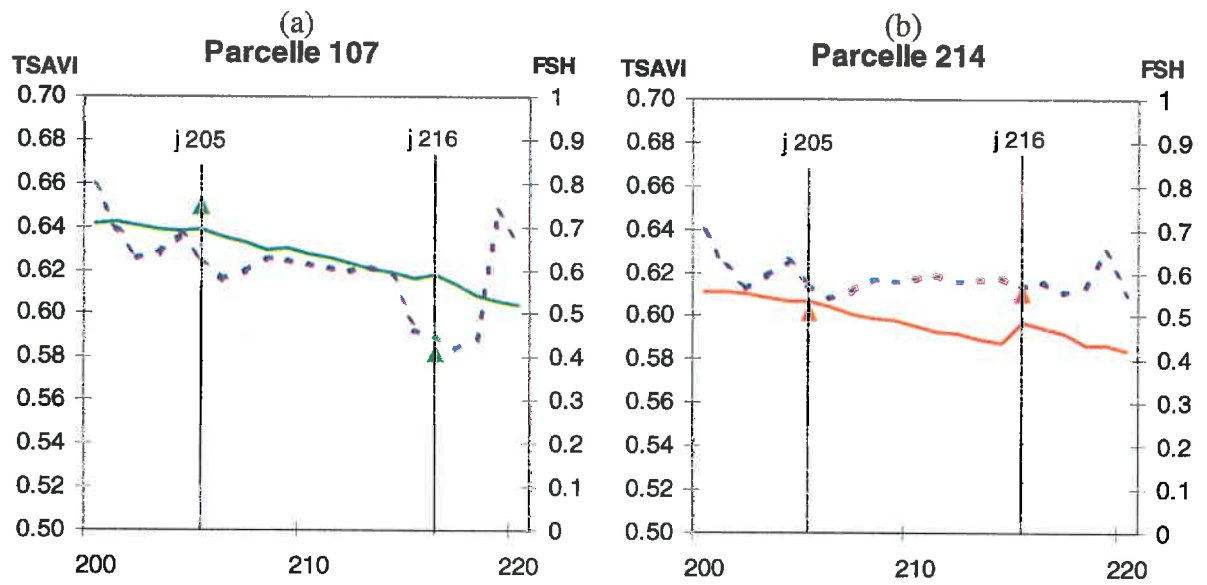


Figure 3.15 : Courbes d'évolution du facteur de stress hydrique (FSH) (---) et du TSAVI simulé (—), et TSAVI mesurés (▲) sur une unité de fonctionnement (a) de la parcelle 107 du bassin d'Eppeville, et (b) de la parcelle 214 du bassin de Marle.

sur les 5 jours précédents, ce qui entraîne un lissage de la courbe de LAI, et empêche le modèle de reproduire les brusques et fortes variations du LAI en période de sécheresse. Les données expérimentales dont nous disposons pour modifier le modèle SUCROS étaient cependant insuffisantes pour réaliser une calibration plus fine.

La procédure de minimisation tente donc de compenser l'incapacité du modèle à reproduire des phénomènes très ponctuels de sensibilité au stress hydrique, en ré-estimant les variables de colonisation racinaire de façon à réduire l'écart entre le TSAVI simulé et le TSAVI télédétection. L'intérêt de ces variables est que le modèle y devient sensible durant cette période estivale, et que de ce fait sa ré-estimation corrige bien l'écart entre TSAVIs. L'inconvénient de la variable « profondeur maximale des racines », lorsqu'elle est ré-estimée très faible (en-deça de 0.9 m), est qu'elle instaure à partir de cette date un stress hydrique sur une longue période, et peut avoir de fortes répercussions sur le rendement.

A titre d'exemple, la figure 3.15 présente les courbes d'évolution du facteur de stress hydrique (FSH) et du TSAVI (simulé avec SUCROS correctement renseigné sur les valeurs des variables d'implantation, et mesuré sur les images) sur deux unités de fonctionnement. L'une a été choisie dans une parcelle pour laquelle on a observé une chute de TSAVI, l'autre dans une parcelle sur laquelle on n'en observe pas. Ces parcelles étant toutes deux sur la carte des sols, on peut supposer que l'évolution du facteur de stress hydrique est correctement décrite par le modèle. On constate bien une forte diminution du facteur de stress hydrique sur la première parcelle entre les jours 205 et 216 (dates d'acquisition des dernières images SPOT sur le bassin d'Eppeville), correspondant à une forte baisse du TSAVI télédétection observé au jour 216 que ne reproduit pas la simulation par le modèle. En revanche, sur la deuxième parcelle, le facteur de stress hydrique reste quasiment constant entre les jours 205 et 215 (dates d'acquisition des dernières images SPOT sur le bassin de Marle), ainsi que les TSAVIs télédétection.

On se trouve confronté à un problème lié à l'insuffisance du modèle de fonctionnement de la culture pour simuler la variable d'état qui assure le couplage avec les mesures de télédétection. L'indice foliaire de la betterave, comparativement à d'autres comme les céréales, peut varier très fortement et très rapidement durant la période de croissance mature, en fonction des conditions pédoclimatiques. Dans notre cas, le hasard a voulu que l'image SPOT du 4 août soit acquise sur le bassin d'Eppeville au moment d'une chute importante du LAI, alors que ce n'était pas le cas de l'image du 3 août prise sur le bassin de Marle. Le modèle de culture, dans son état actuel, n'est pas capable de reproduire de telles dynamiques de LAI très rapides. Le modèle n'est donc pas adapté à la caractérisation du stress hydrique par assimilation.

Si l'on veut à l'avenir ré-estimer de telles variables par assimilation, il faudra améliorer la restitution de la dynamique du LAI par le modèle.

Stratégie		Date de semis (j)	Nombre plantes levées (m ⁻¹)	Durée semis-levée (°C·j)	Vitesse de croissance racinaire (m·j ⁻¹)	Profondeur maximale des racines (m)
Images jusqu'au 28 juin	221	Valeur exacte	Ré-estimé	Ré-estimé	<i>Valeur par défaut : 0.012</i>	<i>Valeur par défaut : 1.8</i>
Images jusqu'au 4 août	41	Valeur exacte	Ré-estimé	Ré-estimé	Ré-estimé	Ré-estimé

Tableau 3.11 : Stratégies d'assimilation mises en œuvre pour le diagnostic des conditions d'implantation.

Variable	Critère	Stratégie 221	Stratégie 41	Stratégie 9
LAI à 500°C.j après semis	Ecart moyen	0.136	0.141	0.254
	RMSE	0.316	0.317	0.366
	RRMSE	0.703	0.705	0.813

Tableau 3.12 : Stratégies comparées pour le diagnostic des conditions d'implantation sur les 48 parcelles de l'échantillon.

III.2.4. Proposition de stratégie(s) pour le diagnostic, adaptée(s) aux conditions d'acquisition des images

On ne peut envisager de faire un diagnostic sur les conditions de colonisation racinaire, en plus du diagnostic sur l'implantation, qu'en l'absence de chute brutale du TSAVI entraînée par une variation forte du stress hydrique. Dans ce cas, la stratégie 41 a montré son intérêt pour retrouver la présence d'un substrat et permettre au modèle SUCROS de restituer la croissance des parcelles hors de son domaine de validité.

Dans le cas où une chute brutale du TSAVI est constatée début août, seul le diagnostic sur les conditions d'implantation est possible. On peut alors envisager une nouvelle stratégie, nous permettant d'accéder à ce diagnostic plus tôt, la stratégie 221 (tableau 3.11). Cette stratégie ne ré-estime que les variables décrivant l'implantation, et utilise uniquement les données de télédétection acquises pendant la phase d'installation du couvert. La qualité d'estimation du LAI à 500°C·j après semis (« LAI500 »), à l'aide de la stratégie 221, est comparée à celle de la stratégie 41 et de la stratégie 9 (stratégie sans assimilation), pour l'ensemble des 48 parcelles de notre échantillon (tableau 3.12). La qualité d'estimation du LAI500 est identique pour les deux stratégies avec assimilation, et un peu meilleure qu'avec la stratégie par défaut. La chute du TSAVI n'a donc pas interféré dans la ré-estimation des variables d'implantation dans le cas de la stratégie 41. La stratégie 221 est applicable à l'ensemble des parcelles dès la fin du mois de juin et fournit un indicateur des conditions d'implantation par l'estimation de la variable « LAI500 ».

On observe également avec la stratégie 221, l'influence de la richesse des données de télédétection sur la précision de l'estimation du LAI500 (figure 3.16). On constate pour les 23 parcelles de l'échantillon dont l'écart de TSAVI est fort, et sans présence de substrat crayeux (dans ce dernier cas le LAI500 « mesuré » est moins fiable car il est calculé avec la valeur par défaut du paramètre RGRL, inappropriée pour les parcelles sur substrat crayeux), que la sous-estimation du LAI500 n'apparaît plus (l'écart moyen est de 0.018), que la corrélation est meilleure entre LAI500 estimé et LAI500 mesuré ($R^2=0.31$), et que l'erreur globale est moindre (RMSE = 0.27).

Nous avons également voulu juger l'intérêt de cet indicateur, non pas pour sa valeur ré-estimée, mais pour qualifier l'implantation. Nous avons créé des classes de réussite d'implantation, « mauvaise », « moyenne » ou « bonne ». Pour cela, nous avons défini le centre des classes en reprenant les résultats expérimentaux de Brochery (1996), qui avait attribué à chacune de ces qualités d'implantation un couple de valeurs pour les paramètres « nombre de plantes levées » (NPL) et « durée semis-levée » (TMSEM). A l'aide de ces couples de valeurs, nous avons calculé les valeurs de LAI500 correspondantes sur une douzaine d'années climatiques, de manière à obtenir pour chaque qualité d'implantation une valeur moyenne de LAI500 et un écart-type (calculés sur 12 individus). Les 3 classes « bonne », « moyenne » et « mauvaise » implantation, ont alors été constituées en définissant autour des centres de classes une étendue correspondant à 5 fois l'écart-type (de manière à ce que les limites de classes ne soient pas disjointes). La classe de « mauvaise » implantation correspond à des valeurs de LAI500 inférieures à 0.086, La classe de « bonne » implantation correspond à des valeurs de LAI500 supérieures à 0.42. Les limites de ces classes sont représentées sur la figure 3.16b. Les 48 parcelles ont été réparties dans ces 3 classes en

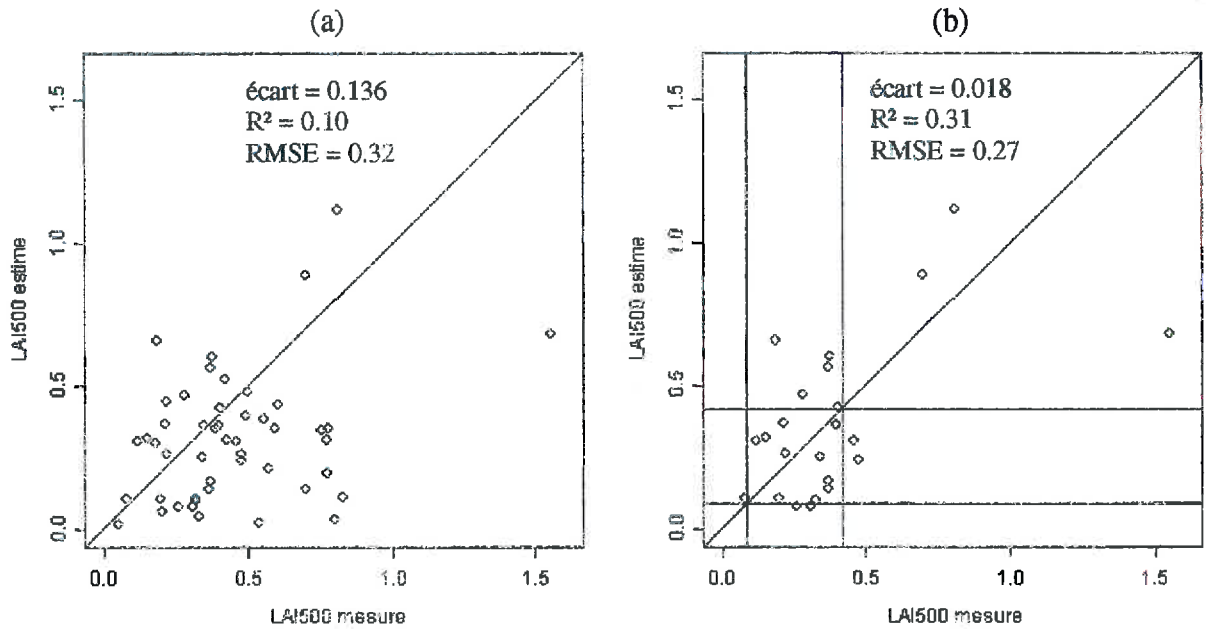


Figure 3.16 : LAI500 estimés par assimilation selon la stratégie 221, en fonction des LAI500 mesurés (a) pour les 48 parcelles de l'échantillon et (b) pour les 23 parcelles avec un fort écart de TSAVI sur les images acquises avant fin juin, et sans présence de substrat crayeux à faible profondeur (les barres verticales représentent les limites entre les 3 classes d'implantation, de la plus mauvaise à la meilleure).

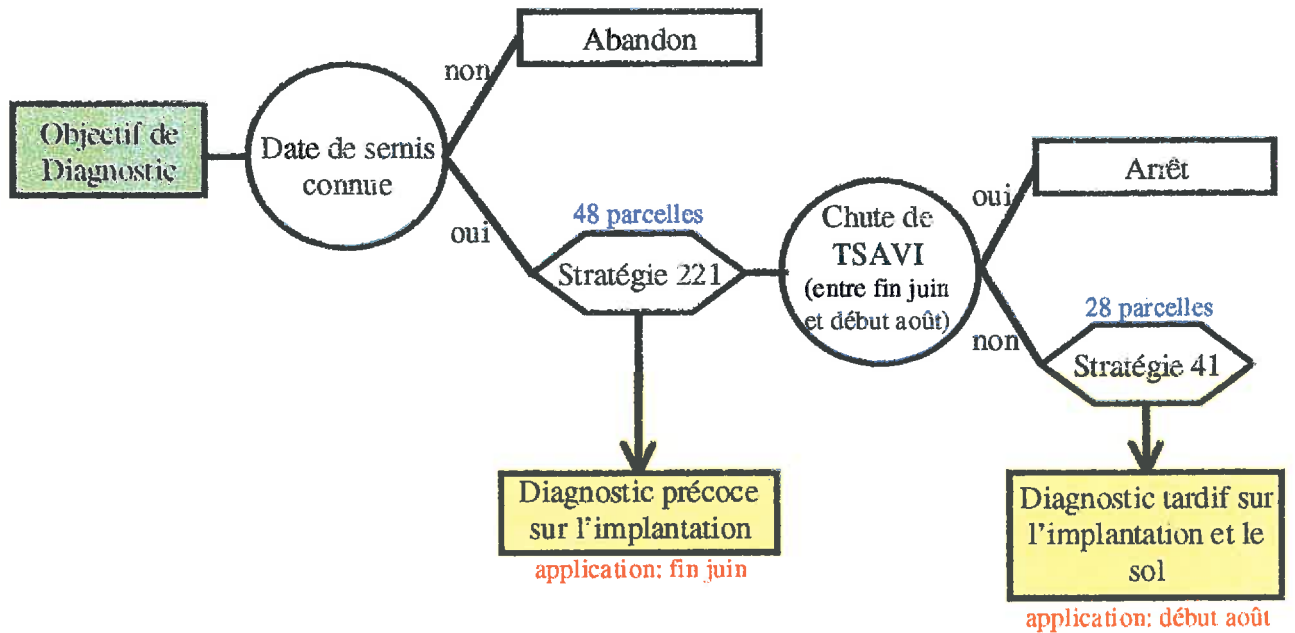


Figure 3.17 : Choix de stratégies d'assimilation pour le diagnostic

fonction de la valeur « mesurée » de LAI500, puis de la valeur estimée après assimilation. On constate que 13 parcelles sur 23 sont correctement reclassées après assimilation, soit 57% des parcelles. Aucune parcelle dont l'implantation a été lente n'est reclassée en implantation « rapide » et inversement. L'acquisition d'images en phase plus précoce de croissance améliorerait encore la précision de l'estimation de cet indicateur.

La figure 3.17 complète la figure 3.12, et synthétise les choix de stratégies à opérer dans le cas où l'objectif de la méthode est de fournir des indicateurs de diagnostic sur les conditions d'implantation et éventuellement sur la colonisation racinaire. Nous avons vu que sans connaissance a priori de la date de semis, aucun diagnostic n'était envisageable. Nous avons donc éliminé la stratégie 51. Nous avons montré que la qualité du diagnostic sur les conditions d'implantation dépendait de la richesse des données de télédétection acquises pendant la phase d'implantation. Enfin nous avons mis en évidence les problèmes posés par l'incapacité du modèle SUCROS à traduire les variations rapides du LAI en conditions de stress hydrique, sur le diagnostic des conditions de colonisation racinaire. Nous avons alors proposé une stratégie alternative à la stratégie 41, la stratégie 221. Lorsque les conditions d'acquisition des images sont telles qu'on observe une chute brutale du TSAVI, seul le diagnostic sur l'implantation est possible. Ce diagnostic peut être réalisé plus précocément sur l'ensemble des parcelles, dès la fin de la phase d'installation du couvert.

IV. PERFORMANCES DE LA METHODE POUR LA PREVISION DES RENDEMENTS

Nous analysons maintenant les performances de la procédure pour estimer les rendements parcellaires au sein des bassins sucriers, et déterminons les stratégies d'assimilation à utiliser selon ses conditions d'application. Ensuite, nous évaluons la qualité d'estimation des rendements en conditions plus « opérationnelles » de prévision précoce, où le climat n'est pas connu entre la dernière date d'acquisition des images et la date de récolte.

IV.1. Les grandeurs et les objets d'étude

IV.1.1. Calcul du rendement parcellaire

Avec le paramétrage spécifique à chacune des unités de fonctionnement de chacune des parcelles, issu de la procédure d'assimilation, le modèle SUCROS ré-étalonné fournit pour chaque unité un rendement estimé à la date de récolte.

Le rendement parcellaire estimé par SUCROS est calculé par agrégation de ces rendements simulés par unité de fonctionnement. Il est alors comparé au rendement mesuré sur les parcelles (cf figure 3.9).

Dans cette première étape de l'évaluation, nous avons supposé que le climat était connu jusqu'à la date de récolte. Ainsi, nous n'avons pas pris en considération l'erreur introduite par l'incertitude sur le climat.

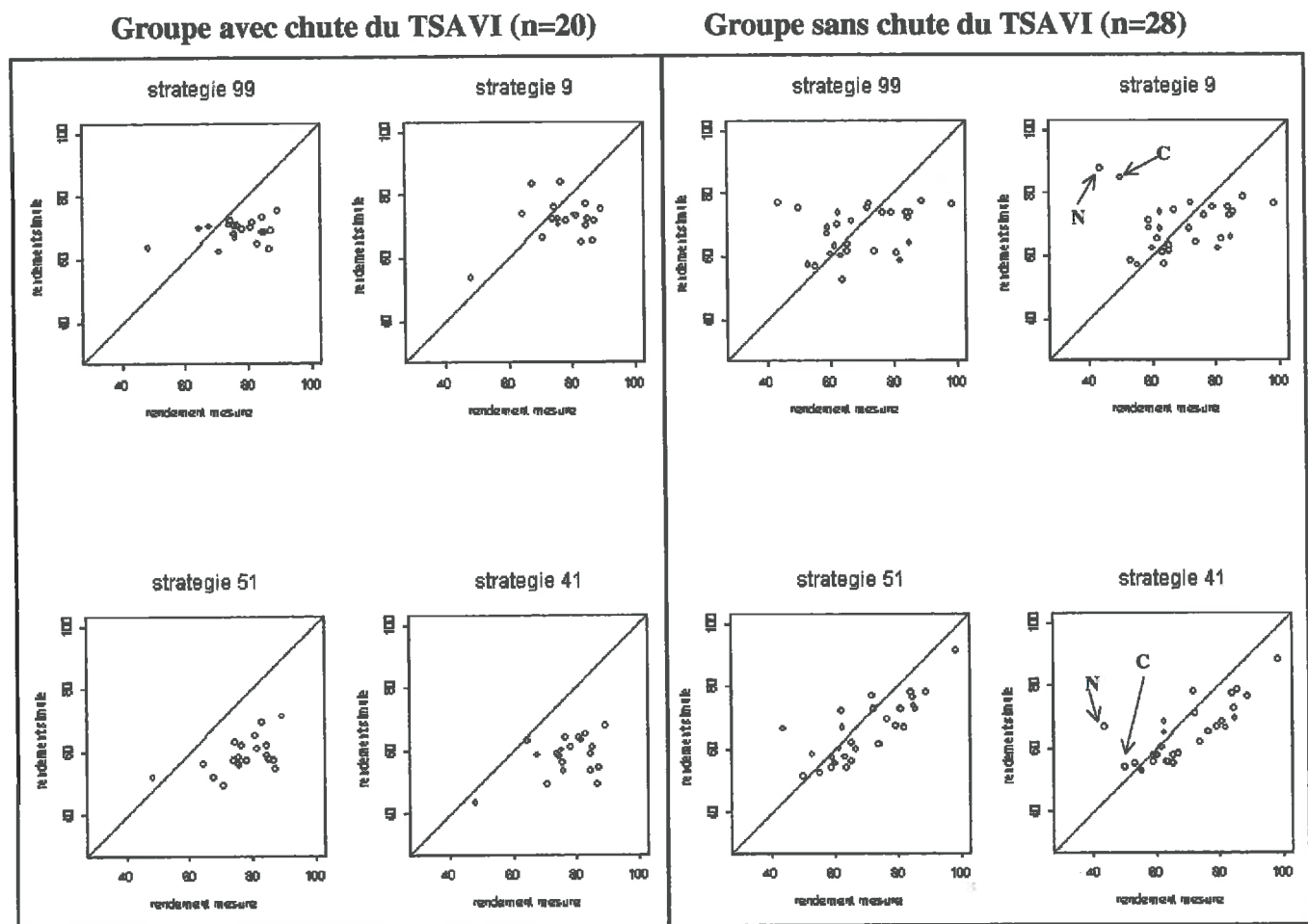


Figure 3.18 : Rendements estimés par SUCROS en fonction des rendements mesurés sur les 48 parcelles séparées en deux groupes, dans le cas où les variables d'entrée prennent des valeurs par défaut (stratégies 99 et 9) et dans le cas où elles sont ré-estimées par assimilation (stratégies 51 et 41) (« N » désigne la parcelle 217 infectée de nématodes et « C » la parcelle 203 dont la totalité de la surface est sur un substrat crayeux peu profond).

Stratégie	Critère	Groupe avec chute du TSAVI (n=20)	Groupe sans chute du TSAVI (n=28)
51	Ecart moyen (t/ha)	18	4
	RMSE (t/ha)	20	9
	RRMSE	0.26	0.13
99	Ecart moyen (t/ha)	8	2
	RMSE (t/ha)	12	13
	RRMSE	0.16	0.19
41	Ecart moyen (t/ha)	19	5
	RMSE (t/ha)	21	10
	RRMSE	0.27	0.14
9	Ecart moyen (t/ha)	5	0.4
	RMSE (t/ha)	11	14
	RRMSE	0.14	0.21

Tableau 3.13 : Ecart moyen entre rendements mesurés et rendements estimés, et écarts quadratiques moyens et relatifs (RMSE et RRMSE) d'estimation du rendement, sur les 48 parcelles séparées en deux groupes, selon les différentes stratégies.

IV.1.2. Classification des parcelles

Nous avons montré dans l'analyse des performances de l'assimilation pour le diagnostic que :

- 1- Dans le cas où une chute brutale du TSAVI est observée début août, la ré-estimation des variables de colonisation racinaire était susceptible d'instaurer à partir de cette date un stress hydrique sur une longue période, et pouvait donc avoir de fortes répercussions sur l'estimation du rendement.
- 2- Dans le cas où aucune chute du TSAVI n'était observée, la ré-estimation des variables de colonisation racinaire permettait de mieux caractériser les conditions d'alimentation hydrique des parcelles sur substrat ou bien hors du domaine de validité de SUCROS, et pouvait donc également avoir des répercussions sur l'estimation du rendement.

Compte tenu de tout cela, les 48 parcelles de notre échantillon ont été classées en deux groupes, selon qu'on y observe ou non une chute de TSAVI. Le premier groupe est constitué des 20 parcelles où une chute de TSAVI est observée début août, le second comprend les 28 autres parcelles. Nous avons divisé le second groupe de 28 parcelles en deux sous-groupes. Le premier sous-groupe de 12 parcelles « mal caractérisées » comprend les parcelles hors du domaine de validité du modèle (parcelles infestées de nématodes ou ayant reçu une fumure organique) et les parcelles sur substrat. Le second sous-groupe est constitué des 16 autres parcelles « bien caractérisées ».

IV.2. Evaluation des stratégies « mères » pour la prévision des rendements et propositions

En utilisant la première classification des parcelles en deux groupes selon qu'il y a ou non chute de TSAVI, nous analysons d'abord l'influence des conditions d'acquisitions des images, sur la prévision des rendements par les stratégies 41 et 51. De nouvelles stratégies sont alors proposées, et leurs performances sont analysées selon la seconde classification, en fonction du degré de caractérisation des parcelles.

IV.2.1. Influence des conditions d'acquisition des images

La figure 3.18 présente les rendements estimés en fonction des rendements mesurés sur les deux groupes de parcelles, pour les stratégies 51 et 41, toujours comparées aux stratégies sans assimilation 99 et 9. Les critères d'évaluation des erreurs d'estimation correspondants sont présentés dans le tableau 3.13.

Pour le premier groupe de parcelles, on constate que si l'assimilation permet de rétablir un peu la variabilité des rendements estimés, elle entraîne également une forte sous-estimation (l'écart moyen entre rendements mesurés et estimés est de l'ordre de 18 à 19 t/ha). Notons cependant que les stratégies 9 et 99, utilisant des valeurs par défaut des variables, entraînent également une sous-estimation, de 5 à 8 t/ha. L'erreur quadratique moyenne relative d'estimation (RRMSE) des rendements est d'environ 14 à 15% avec les stratégies sans assimilation, et atteint près de 27% après assimilation. La variabilité des rendements estimés après assimilation s'explique en grande partie grâce à celle de la profondeur maximale des racines, comme le montre la figure 3.19. La chute de TSAVI prise en compte par la procédure d'optimisation dans la ré-estimation d'une profondeur maximale des racines très faible, a entraîné une forte sous-estimation des rendements. Dans le cas de la stratégie 51, la

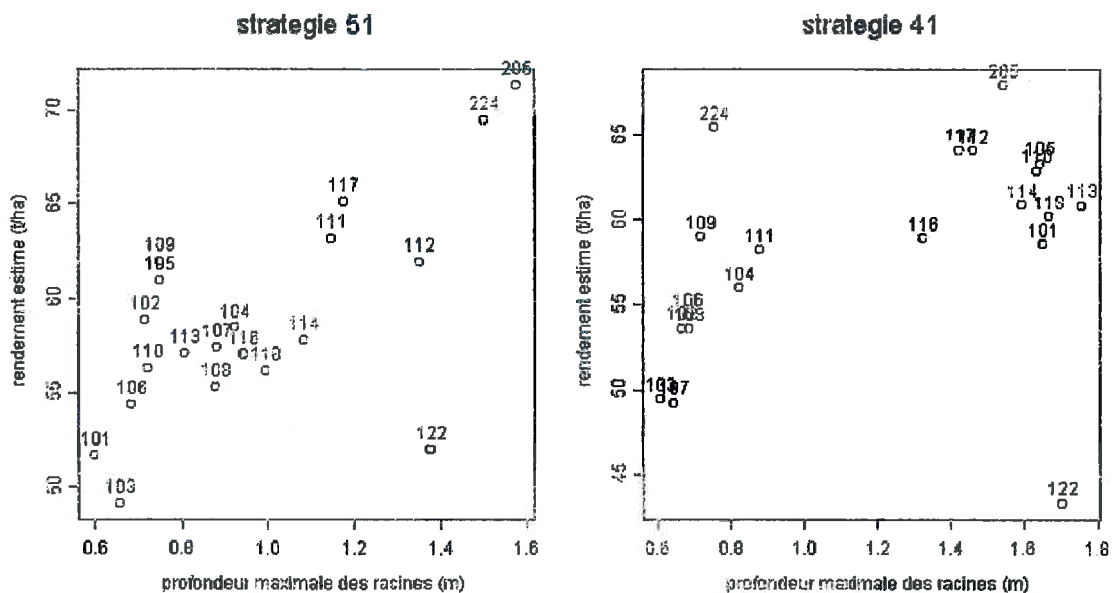


Figure 3.19: Rendement estimé en fonction de la valeur ré-estimée de la variable d'entrée « profondeur maximale des racines (« ZRTMC »), sur les 20 parcelles où une chute de TSAVI est constatée début août, suivant les stratégies 51 et 41.

Stratégie		Date de semis (j)	Nombre plantes levées (m ⁻¹)	Durée semis-levée (°C·j)	Vitesse de croissance racinaire (m·j ⁻¹)	Profondeur maximale des racines (m)
Images jusqu'au 28 juin	231	Ré-estimé	Ré-estimé	Ré-estimé	Valeur par défaut : 0.012	Valeur par défaut : 1.8
Images jusqu'au 4 août	51	Ré-estimé	Ré-estimé	Ré-estimé	Ré-estimé	Ré-estimé

Tableau 3.14 : Stratégies d'assimilation mises en œuvre pour la prévision des rendements

Stratégie	Critère	Groupe avec chute du TSAVI (n=20)	Groupe sans chute du TSAVI (n=28)	
			Parcelles mal caractérisées (n=12)	Parcelles bien caractérisées (n=16)
231	Ecart moyen (t/ha)	3.5	-3.2	3.2
	RMSE (t/ha)	8	14	8
	RRMSE	0.11	0.21	0.11
51	Ecart moyen (t/ha)	18	1.0	6.6
	RMSE (t/ha)	20	10	8
	RRMSE	0.26	0.15	0.12

Tableau 3.15 : Ecart moyen entre rendements mesurés et rendements estimés, et écarts quadratiques moyens et relatifs (RMSE et RRMSE) d'estimation du rendement, sur les 48 parcelles séparées en deux groupes, puis en deux sous-groupes, selon les différentes stratégies.

corrélation entre le rendement estimé et la variable « ZRTMC » est de 0.66. Cela confirme l'impossibilité d'utiliser une stratégie ré-estimant les variables de colonisation racinaire, avec la version actuelle du modèle SUCROS, pour estimer les rendements dans ces conditions d'acquisition des images.

En ce qui concerne le second groupe de parcelles, où aucune chute de TSAVI n'est observée, les stratégies avec assimilation fournissent une meilleure estimation des rendements que les stratégies sans assimilation (la RRMSE est de l'ordre de 19% pour la stratégie 99 et de l'ordre de 13% pour la stratégie 51). L'assimilation corrige la surestimation du rendement dans le cas de parcelles infestées de nématodes ou sur un substrat crayeux peu profond (parcelles « N » et « C » de la figure 3.18). Cependant on constate une sous-estimation générale des rendements par assimilation, l'écart moyen entre rendements simulés et rendements mesurés atteignant 4 à 5 t/ha. Cette sous-estimation est probablement due à la caractérisation insuffisante des effets du stress hydrique par le modèle SUCROS, liée à la ré-estimation des variables de colonisation racinaire, même si c'est à un degré moindre que sur les parcelles où la chute de TSAVI est visible. Par ailleurs, la connaissance a priori de la date de semis n'améliore pas les performances de l'assimilation. En revanche, sa ré-estimation donne plus de souplesse à la procédure, qui fournit une meilleure prévision du rendement (la RMSE est de 9 t/ha avec la stratégie 51, alors qu'elle est de 10 t/ha avec la stratégie 41) avec une sous-estimation moindre. Or, on a vu que cette stratégie ne pouvait convenir dans une démarche de diagnostic. L'estimation des rendements s'avère donc meilleure avec des valeurs mal ré-estimées des variables d'entrée : l'ajustement du modèle pour la prévision des rendements se fait « à l'aveugle ». Comme dans le cas de l'estimation du LAI, peu nous importe le jeu de variables d'entrée « solution » proposé par l'algorithme (ou l'un des jeux solutions dans le cas où le nombre de variables d'entrée ré-estimées est supérieur au nombre de données de télédétection utilisées), puisque seule la ré-estimation du LAI, et du rendement qui lui est fortement lié, nous intéresse. Dès lors, ce ne sont plus les mêmes stratégies qui sont envisagées selon que l'on veut faire du diagnostic à partir des variables caractérisant l'implantation ou de la prévision des rendements.

IV.2.2. Proposition de stratégie(s) pour la prévision des rendements, adaptée(s) aux conditions d'acquisition des images, et au degré de caractérisation des parcelles

Pour les parcelles présentant une chute du TSAVI début août, on ne peut retenir la stratégie 51. Nous devons envisager une stratégie où l'incapacité du modèle SUCROS à correctement reproduire les effets du stress hydrique sur la variation du LAI n'influence pas les résultats. Ayant constaté que la connaissance a priori de la date de semis n'améliorait pas la qualité d'estimation du rendement, on choisit donc de tester une nouvelle stratégie, n'utilisant que les images acquises durant la période antérieure au stress hydrique (correspondant à la phase d'installation du couvert), et ne ré-estimant que les variables décrivant l'implantation dont la date de semis : la stratégie 231.

Pour les parcelles ne présentant pas de chute de TSAVI, la stratégie 51 convient et a un intérêt particulier pour les parcelles sur substrat ou en dehors du domaine de validité puisqu'elle permet de mieux les caractériser en ré-estimant les paramètres de colonisation racinaire (cf

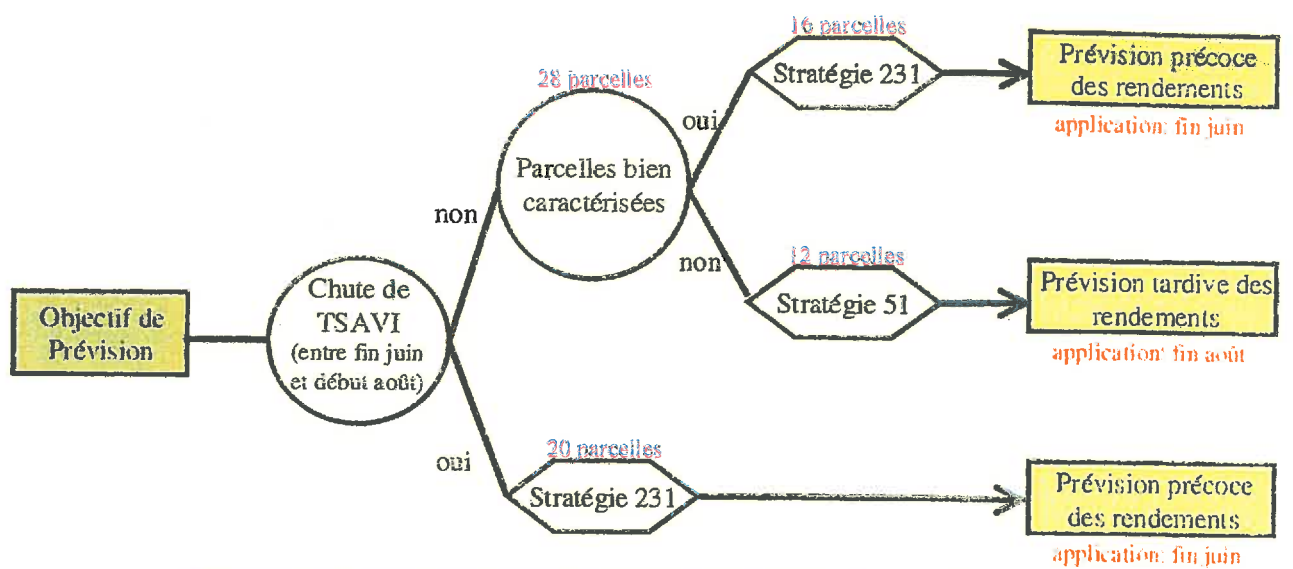


Figure 3.20 : Choix de stratégies d'assimilation pour la prédiction des rendements

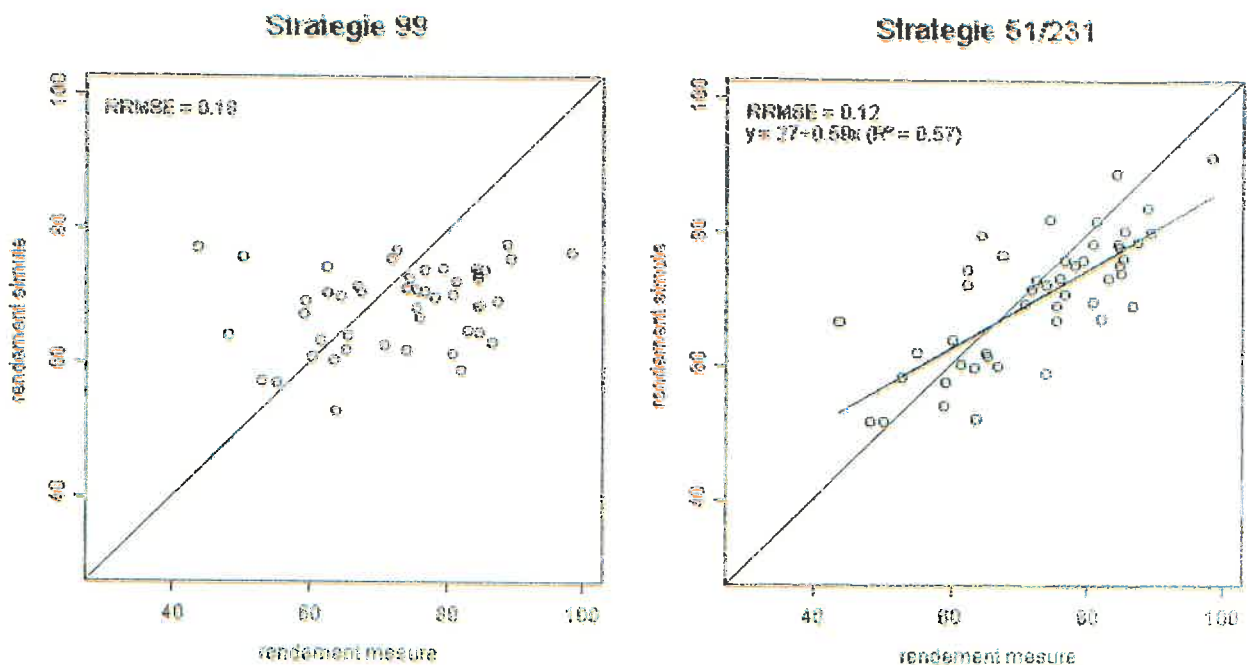


Figure 3.21 : Rendements estimés par SUCROS en fonction des rendements mesurés sur les 48 parcelles, dans le cas où toutes les variables d'entrée prennent des valeurs par défaut (stratégies 99) et dans le cas où elles sont ré-estimées par assimilation (stratégies 51 ou 231 selon le type de parcelle) (— : droite de régression).

III.2.3.). Cependant, nous avons fait l'hypothèse que la sous-estimation d'environ 4 t/ha des rendements par cette stratégie, était également liée à la ré-estimation des variables de colonisation racinaire. Nous avons donc testé la stratégie 231 sur ces parcelles, et l'avons comparée à la stratégie 51, pour chacun des sous-groupes constitué en fonction du degré de caractérisation des parcelles (tableaux 3.14 et 3.15).

L'estimation des rendements sur les parcelles avec chute de TSAVI, est meilleure avec la stratégie 231, la RRMSE étant de l'ordre de 0.11.

L'estimation des rendements sur les parcelles sans chute de TSAVI, et mal caractérisées (c'est-à-dire sur substrat ou hors du domaine de validité de SUCROS), est améliorée par la ré-estimation des variables de colonisation racinaire (la RRMSE est de l'ordre de 0.15 et l'écart moyen d'1 t/ha dans le cas de la stratégie 51, alors que la RRMSE est de l'ordre de 0.21 et l'écart moyen de -3 t/ha dans le cas de la stratégie 231).

Enfin, sur les parcelles sans chute de TSAVI et bien caractérisées, la stratégie 231 fournit une bonne estimation des rendements avec une sous-estimation inférieure à celle fournie par la stratégie 51 (l'écart moyen est de 3.2 t/ha dans le cas de la stratégie 231 et de l'ordre de 6.6 t/ha dans le cas de la stratégie 51).

La figure 3.20 synthétise les choix de stratégies à opérer dans le cas où l'objectif de la méthode est d'estimer les rendements.

Nous avons vu que l'estimation de la date de semis donnait plus de souplesse à la procédure d'assimilation, et nous avons donc éliminé la stratégie 41. Nous avons montré que la ré-estimation des variables de colonisation racinaire détériorait les résultats dans le cas où l'on observe une chute brutale du TSAVI en période estivale. Nous avons alors proposé une stratégie alternative à la stratégie 51, la stratégie 231, qui ne ré-estime que les variables d'implantation. Cette stratégie a fourni une meilleure estimation des rendements sur les parcelles où l'on observe une chute de TSAVI, ainsi que sur les parcelles bien caractérisées où la ré-estimation des variables de colonisation racinaire entraînait également une sous-estimation des rendements. La stratégie 51 reste cependant plus performante sur les parcelles où un substrat apparaît avant 1.2 m, et sur les parcelles hors du domaine de validité du modèle. Elle permet de compenser une mauvaise caractérisation des propriétés hydriques des sols ou l'incapacité du modèle à reproduire l'effet de certains facteurs limitants sur la croissance.

Si l'on combine les stratégies 51 et 231 selon les règles de décision de la figure 3.20, on obtient sur l'ensemble des 48 parcelles une RRMSE globale de 0.12 et un écart moyen de 3 t/ha (figure 3.21). On constate que grâce à l'assimilation, le modèle a été capable d'estimer le rendement pour l'ensemble des 48 parcelles, alors qu'utilisé sans couplage avec la télédétection, il n'était pas apte à prendre en compte les parcelles mal caractérisées et/ou hors de son domaine de validité (au chapitre précédent on obtenait une RRMSE de 0.18 sur les 48 parcelles).

Critère	Stratégie 231		
	Climat connu jusqu'au 29 juin	Climat connu jusqu'au 4 août	Climat connu jusqu'à la récolte
Ecart moyen	-0.4	5.8	2.3
RMSE	6.9	9.1	6.5
RRMSE	0.09	0.12	0.09
EF	0.517	0.170	0.571

Tableau 3.16 : Ecart moyen entre rendement moyen estimé et rendement mesuré, écart quadratique moyen et moyen relatif (RMSE et RRMSE) d'estimation, et efficacité du modèle selon que l'estimation est réalisée fin juin, début août ou à la date de récolte.

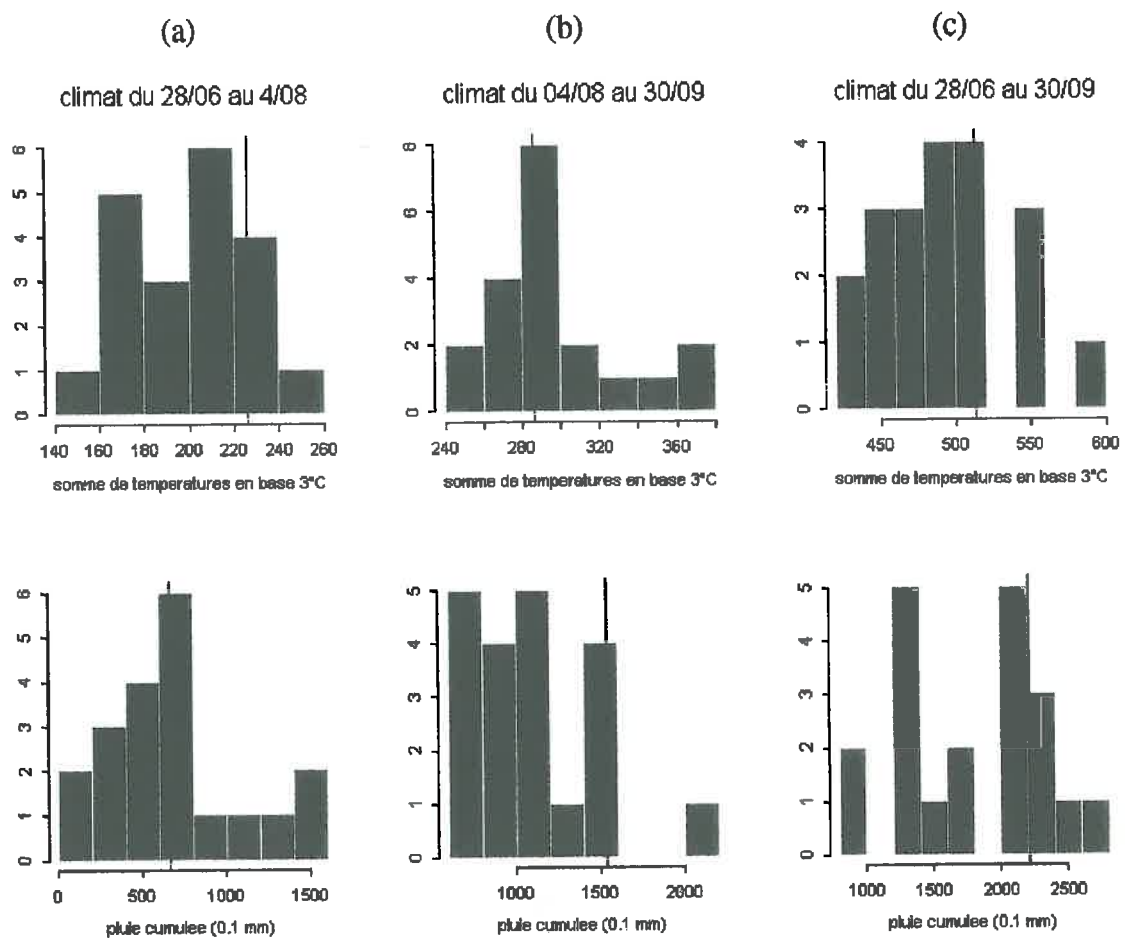


Figure 3.22 : Distribution des sommes de températures en base 3°C et des précipitations sur les 20 années climatiques (1980 à 1999) utilisées pour les simulations (a) entre le 28 juin et le 4 août, (b) entre le 4 août et le 30 septembre et (c) du 28 juin au 30 septembre (la barre verticale représente le climat de l'année 1995).

IV.3. Performances de la méthode pour la prévision des rendements en conditions opérationnelles de prévision précoce

Nous choisissons la stratégie 231, stratégie la plus représentée et la plus précoce, que nous appliquons à un échantillon de 24 parcelles choisies parmi les 36 parcelles auxquelles elle est applicable. Nous nous plaçons dans des conditions plus « opérationnelles », en considérant que le climat n'est pas connu entre la date à laquelle nous appliquons cette stratégie pour la prévision des rendements et la date de récolte. Afin d'analyser la part d'erreur d'estimation introduite par l'incertitude sur le climat, nous testons deux situations selon la date à laquelle nous faisons la prévision (cf figure 3.20) :

- 1- Nous sommes le 29 juin 1995, et souhaitons estimer les rendements. Nous assimilons les n images disponibles jusqu'à ce jour et ré-estimons les paramètres d'implantation. Avec ces nouveaux paramètres, nous simulons les rendements à l'aide de SUCROS ré-étalonné, en utilisant à partir du 29 juin 20 années climatiques différentes. Nous générons ainsi 20 rendements par unité de fonctionnement.
- 2- Nous sommes le 4 août 1995 (date à partir de laquelle toutes les stratégies sont applicables). Nous avons également réalisé l'assimilation des n images disponibles jusqu'au 29 juin. Nous estimons à nouveau le rendement, en renseignant le modèle avec le climat connu jusqu'au 4 août et en utilisant les données des 20 années climatiques à partir du 4 août.

Nous considérons pour l'analyse, la moyenne des 20 rendements estimés par parcelle, et la comparons avec le rendement mesuré.

Les critères d'évaluation de la qualité d'estimation du rendement, sont présentés dans le tableau 3.16. On constate que le rendement est aussi bien prédit fin juin qu'à la date de récolte, alors qu'en revanche il est moins bien prédit lorsqu'on connaît le climat du mois de juillet et qu'on ne simule avec les 20 années climatiques qu'à partir de début août.

Nous avons représenté les caractéristiques climatiques des mois de juin, juillet et septembre de l'année 1995, sur la figure 3.22 : le mois de juillet 1995 est l'un des plus chauds observés sur les 20 années climatiques considérées, et la période août-septembre 1995 est parmi les plus humides (figure 3.22a et b). Sur l'ensemble des ces trois mois d'été, l'année 1995 est une année plutôt moyenne en somme de températures, mais avec des précipitations plus importantes que la moyenne (figure 3.22c).

Si on réalise une estimation début août, on simule une croissance avec un climat chaud au mois de juillet générant une forte demande climatique (climat de l'année 1995), et un climat moyen ensuite. La quantité de précipitations en août et septembre, inférieure en moyenne à celle de l'année 1995, ne compense pas le stress hydrique subi en juillet, à hauteur de ce qu'il est compensé en 1995. Ceci explique que dans le cas où le climat est connu jusqu'au 4 août, le rendement soit sous-estimé de près de 6 t/ha. En revanche, si on estime le rendement dès la fin du mois de juin, on simule une croissance avec un mois de juillet moins chaud en moyenne qu'en 1995, entraînant moins de stress hydrique. Ainsi, la matière sèche du pivot produite en moyenne entre la fin du mois de juin et la récolte, est-elle comparable à celle produite durant

Production du 28/06 à la récolte

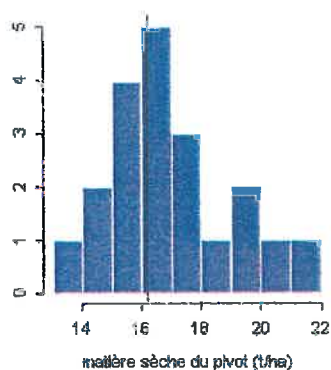


Figure 3.23 : Distribution des productions moyennes (sur 24 parcelles) de matière sèche du pivot sur les 20 années climatiques (la barre verticale représente la production estimée moyenne des 24 parcelles durant l'année 1995).

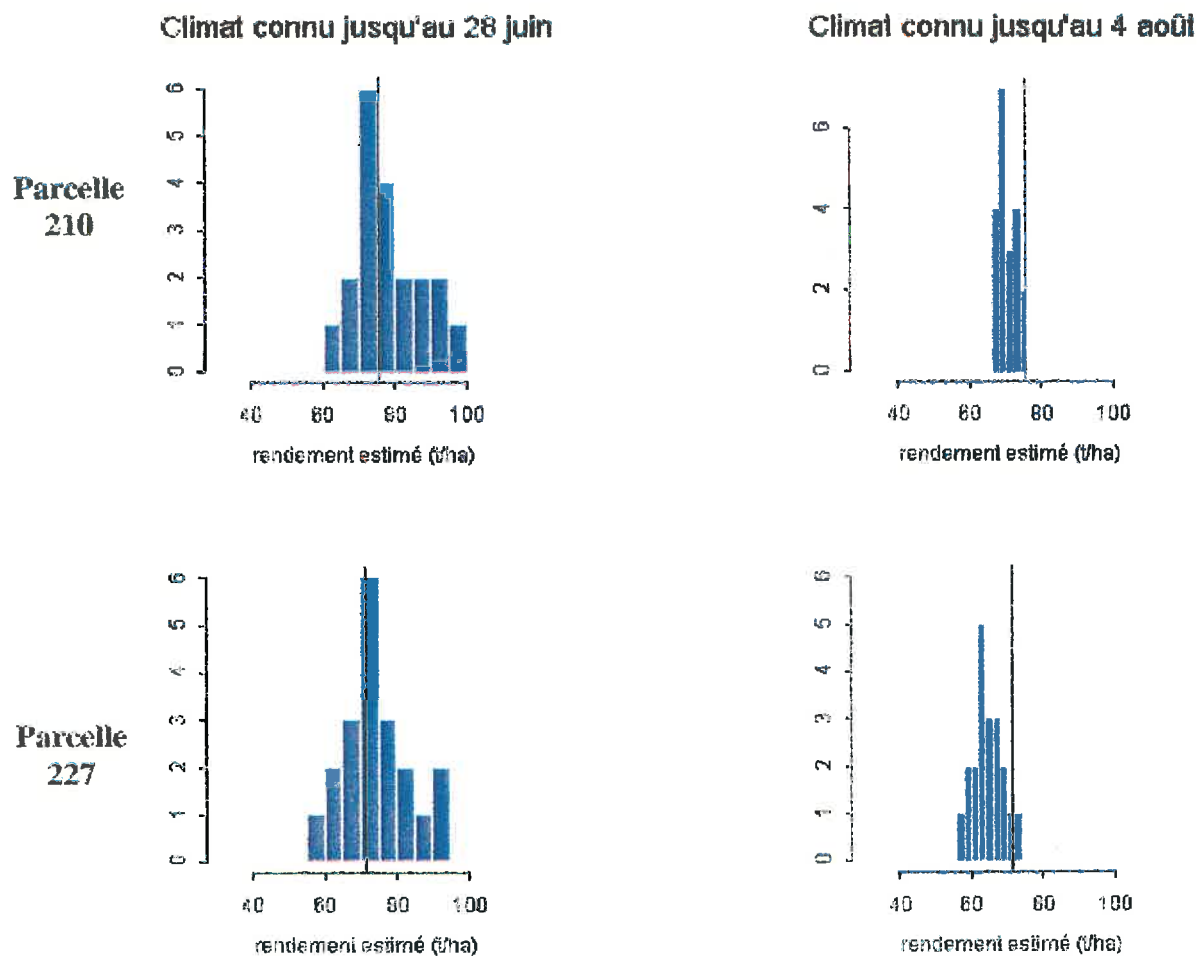


Figure 3.24 : Distribution des rendements estimés sur les 20 années climatiques pour les parcelles 210 et 227 (la barre verticale représente le rendement estimé de l'année 95).

la même période en 1995 (figure 3.23). Cette dernière constatation explique pourquoi l'estimation réalisée à la récolte n'est guère meilleure que celle réalisée en juin.

L'imprécision sur le rendement estimé, due à l'incertitude sur le climat est illustrée sur deux parcelles (figure 3.24). On constate que la distribution des rendements estimés est beaucoup plus large dans le cas où le climat n'est connu que jusqu'à la fin du mois de juin, que lorsqu'il est connu jusque début août. Dans ce dernier cas, on constate également que le rendement de l'année 1995 est nettement sous-estimé.

Nous avons vu que, dans le cas de l'année 1995 la prédiction des rendements était meilleure fin juin que début août et nous avons expliqué ce résultat par le fait que la production de matière sèche du pivot durant l'été 1995 est très proche de la production moyenne sur les 20 années climatiques considérées. Ce résultat est donc particulier à l'année 1995.

Dans le cas d'une année très différente d'une année « moyenne », les résultats auraient été autres, et on peut s'attendre de manière générale à obtenir une meilleure estimation début août que fin juin. L'imprécision sur le rendement estimé fin juin est également plus forte, ce qui est généralisable à toute autre année où l'on appliquerait la méthode.

Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons mis en œuvre la procédure d'assimilation, et nous avons élaboré des règles de choix de stratégies associées, afin de constituer une méthode globale pour le diagnostic et la prévision.

En premier lieu, nous avons analysé et corrigé les erreurs introduites par les modèles de transfert radiatif SMAC et SAIL. Nous avons choisi un pool de variables d'entrée du modèle SUCROS à ré-estimer, ainsi que deux stratégies « mères » servant de base à l'analyse des performances de l'assimilation pour :

- 1- fournir des indicateurs sur les conditions d'implantation et de colonisation racinaire, pouvant être utilisés dans des démarches de diagnostic,
- 2- prévoir les rendements parcellaires à l'échelle du bassin sucrier.

En second lieu nous avons analysé les performances de la procédure et nous avons fondé sur cette analyse la construction de notre méthode.

Nous avons été amenées à dissocier les stratégies pour le diagnostic de celles pour la prévision des rendements, et à proposer des règles de choix de ces stratégies en fonction des conditions d'application. La méthode ainsi élaborée a montré des performances diverses selon l'objectif visé (diagnostic ou prévision) et selon les conditions d'application.

Les performances de la méthode se sont révélées décevantes pour le diagnostic. La date de semis ne peut être ré-estimée correctement dans les conditions d'application de l'année 1995. Le diagnostic des conditions d'implantation est possible lorsque la date de semis est connue, et réalisable dès la fin de la phase d'installation du couvert à travers la variable intégratrice

« LAI à 500 °C·j après semis ». L'estimation de cette variable « indicateur » demeure très imprécise, la RMSE étant de l'ordre de 0.32 et la RRMSE de 0.7, mais peut être améliorée par l'augmentation du nombre d'images acquises durant cette phase de croissance. Le diagnostic des conditions d'alimentation hydrique à travers les variables décrivant la colonisation racinaire, est difficile à établir en raison de l'incapacité du modèle SUCROS à simuler les variations rapides du LAI en conditions de stress hydrique. Le LAI est cependant bien estimé durant la phase d'installation du couvert, avec une RRMSE de 0.33.

Les performances de la méthode sont plus encourageantes pour la prévision des rendements. Elles peuvent également être dégradées en cas de stress hydrique fort dont les effets sont mal reproduits par le modèle de croissance. Sur les 48 parcelles sur lesquelles nous avons validé la méthode, l'assimilation a réduit l'erreur d'estimation des rendements, de 18% à 12%.

En associant à la procédure d'assimilation des règles de décision, nous avons donc élaboré une méthode d'étalonnage spatial du modèle SUCROS pour le diagnostic et la prévision des rendements, et nous l'avons validée dans les conditions climatiques et d'acquisition de données de télédétection de l'année 1995.

Conclusion générale



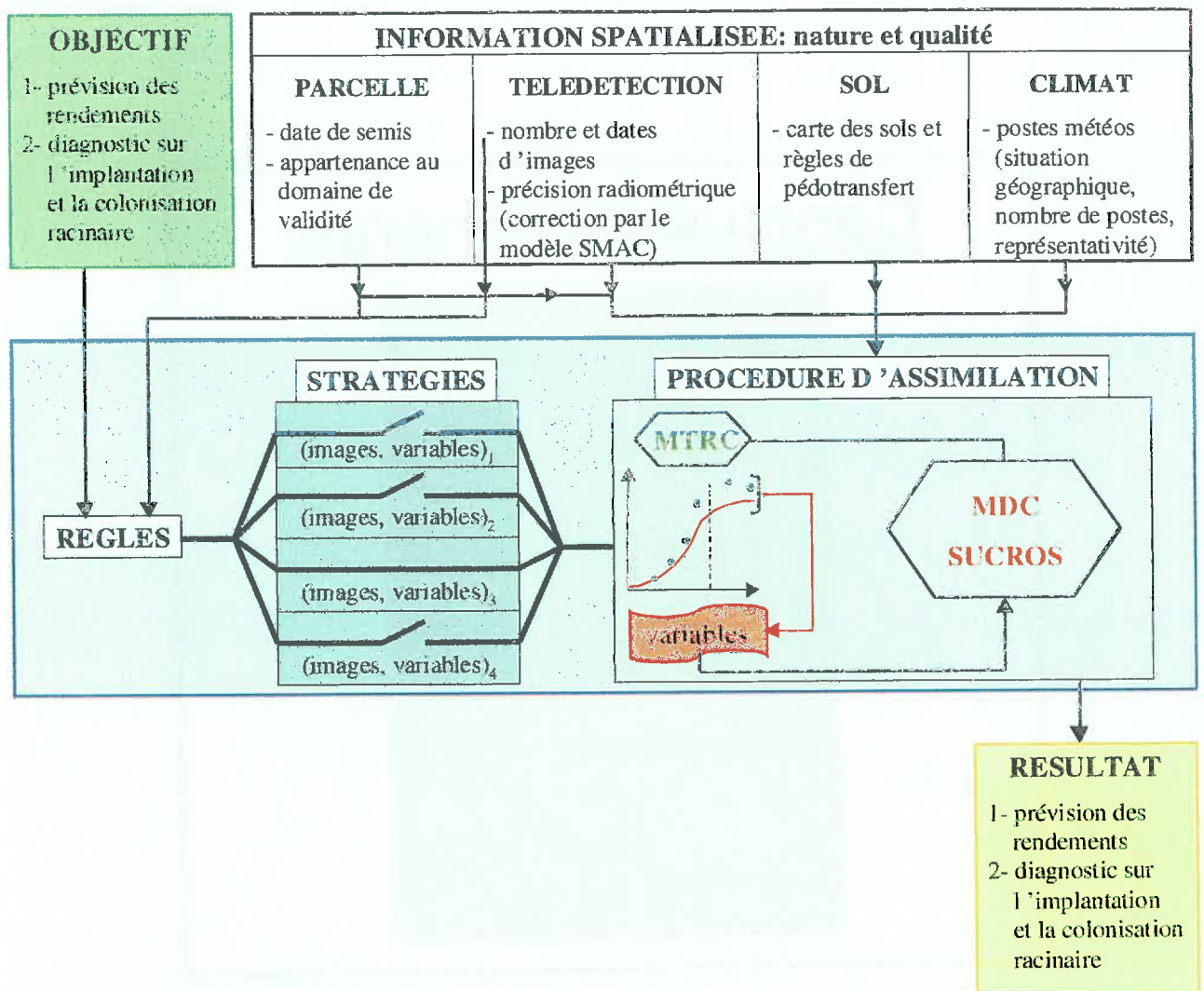


Figure c.1: Schéma de représentation de la méthode élaborée pour le diagnostic et la prévision de l'état des cultures à l'échelle régionale (le corps de la méthode est dans le cadre en bleu).

CONCLUSION GENERALE

Partant d'une attente de la filière sucre, nous avons élaboré et validé une méthode capable de fournir des indicateurs pour le diagnostic sous forme de variables d'état du système sol-plante, et d'accéder à une prévision la plus précoce possible des rendements à l'échelle d'un bassin sucrier.

Cette méthode est fondée sur l'utilisation d'un modèle de croissance contrôlé par des données de télédétection, via une procédure d'assimilation et le couplage avec un modèle de transfert radiatif dans le couvert (figure c.1.). Le modèle de croissance a été adapté au contexte cultural du nord de la France et à la confrontation avec les données de télédétection. Le choix des variables d'entrée du modèle à ré-estimer par assimilation, résulte d'une analyse agronomique préalable des principaux facteurs de variation des états de croissance du peuplement végétal.

A cet outil qui constitue le moteur même de la méthode, s'est agrégé un ensemble de règles d'utilisation qui contrôlent son fonctionnement à travers des stratégies d'assimilation définissant le nombre d'images et la nature des variables à ré-estimer (figure c.1.). Ces règles et ces stratégies ont été définies à partir de l'analyse des performances de l'outil en fonction des objectifs (estimation de variables d'entrée ou de variables d'état dynamiques pour le diagnostic ou bien estimation du rendement final), et des conditions d'application (nombre et position des images relativement aux états de croissance et autres informations disponibles).

La méthode est alimentée par des informations spatialisées, caractérisant la parcelle (date de semis et connaissance a priori), le sol et le climat, et comprenant également les données de télédétection acquises et corrigées. Ces informations constituent les variables d'entrée de la procédure et les critères de sélection pour les règles d'utilisation.

En fonction de l'objectif défini, prévision des rendements ou élaboration d'indicateurs pour le diagnostic, et des conditions d'application, la méthode détermine une stratégie optimale d'assimilation et fournit un résultat associé. La spécificité de notre démarche tient dans la construction de ces stratégies et la définition de ces règles d'utilisation, pour la mise en œuvre de l'outil.

Nous allons d'abord faire le bilan des résultats obtenus et des limites de la méthode, dans l'ordre dans lequel celle-ci a été élaborée puis évaluée. Ensuite, nous proposerons des perspectives de travail, d'une part pour dépasser ces limites et ainsi améliorer la méthode, et d'autre part pour en assurer la transférabilité à d'autres conditions pédoclimatiques.

Résultats obtenus, limites décelées et questions émergentes

Nous reprenons dans l'ordre les résultats obtenus et les limites mises en évidence de l'acquisition d'informations spatialisées, l'adaptation du modèle de croissance SUCROS, la mise en œuvre de la procédure d'assimilation, et la construction de stratégies et de règles associées.

Acquisition d'informations spatialisées

La méthode élaborée n'est pas « verticale », mais s'applique sur un espace défini par un domaine et une résolution. Le domaine concerné est le bassin sucrier, la résolution souhaitée est celle de la parcelle. La disponibilité sur la région d'étude d'informations extrêmement précises sur le sol, nous a permis d'appliquer la méthode à une échelle infra-parcellaire, celle de l'unité de fonctionnement que nous avons définie comme une zone de texture de sol et de technique culturale homogènes.

Les informations spatialisées ont été fournies, pour chacune de ces unités de fonctionnement, avec des résolutions différentes.

La description des variables climatiques a été relativement simple, ne donnant lieu à aucune interpolation. Ce choix a été guidé par notre souci de ne pas investir dans des développements méthodologiques lourds dans ce domaine, et de ne pas effacer les accidents climatiques par le calcul de moyennes pondérées trop simples. Une part non négligeable des résidus est probablement due à ce manque de précision, que l'utilisation de méthodes géostatistiques élaborées pourrait corriger.

En ce qui concerne la description des propriétés hydriques des sols, nous avons à notre disposition le plus bel exemple de cartographie pédologique de France, ainsi que des règles de pédotransfert établies à partir de ces mêmes sols. L'utilisation de la méthode dans une autre région, avec une carte des sols de résolution moins précise, imposerait de travailler à l'échelle parcellaire, avec un risque de mauvaise définition du sol. Malgré la qualité de la résolution spatiale horizontale de la carte des sols que nous avons utilisée, la description des sols en profondeur s'est avérée insuffisante par rapport à la précision requise par le modèle pour simuler correctement le fonctionnement de la plante dans le milieu sol. Le choix de ré-estimer des variables du modèle caractérisant la colonisation racinaire, aurait été également envisagé avec toute autre carte. Ceci met en évidence la différence de conception du sol pour le pédologue et pour l'agronome, le premier s'intéressant aux propriétés intrinsèques du sol, le second au fonctionnement du sol pour la plante, et la difficulté inhérente à l'utilisation de cartes pédologiques pour des applications impliquant la modélisation du système sol-plante.

Enfin, concernant les données de télédétection, nous avons été confrontés au manque de données d'une part, et à l'imprécision de ces données d'autre part. L'acquisition d'images dans le domaine optique, dans le nord de la France au printemps, est délicate en raison des conditions climatiques. Le nombre et le positionnement des images acquises par rapport au cycle cultural, sont des données variables d'une année à l'autre, qui définissent les conditions d'application de la méthode et ses performances. Par ailleurs, malgré les adaptations faites au modèle de transfert radiatif dans l'atmosphère SMAC, les réflectances corrigées ont dû être recalibrées, le modèle ne prenant pas suffisamment en compte les effets d'environnement sur les cultures de printemps. Cet aspect devra être amélioré.

La nature et la précision des informations spatialisées a une influence sur la qualité des estimations fournies par la méthode, mais également sur la méthode elle-même puisqu'elle intervient dans les critères de sélection des stratégies d'assimilation utilisées.

Adaptation du modèle de croissance SUCROS

Le modèle de croissance SUCROS a été modifié de façon à améliorer la restitution de la variable de couplage LAI, et l'estimation du rendement. Ces modifications ont été justifiées, suite au travail réalisé par Duke (1997) sur des parcelles expérimentales où l'alimentation hydrique était contrôlée et non limitante, par l'extension de la méthode à l'échelle régionale en conditions opérationnelles d'application.

L'analyse des performances du modèle modifié, utilisé seul sans couplage avec la télédétection, a montré le rôle de la précision des variables d'entrée et de forçage sur la qualité d'estimation des variables d'état et du rendement. Elle a également permis d'identifier les variables à ré-estimer par assimilation de données de télédétection, et de préciser les attentes vis-à-vis de l'assimilation en fonction du statut des parcelles : le couplage avec la télédétection devait permettre de renseigner les variables d'entrée décrivant les résultats de l'implantation, et d'améliorer la description du fonctionnement du sol pour la plante.

Les modifications du modèle sont cependant apparues insuffisantes, et la description de la dynamique du LAI ne s'est pas révélée suffisamment fine. L'incapacité du modèle de croissance à reproduire les variations rapides du LAI en cas de fort stress hydrique a ensuite influencé les résultats de la méthode.

Mise en œuvre de la procédure d'assimilation

La procédure d'assimilation a été appliquée au modèle couplé SUCROS-SAIL. Le choix de l'indice de végétation TSAVI comme variable d'ajustement, a été hérité du travail de Duke (1997), tout comme les options de paramétrage du modèle SAIL qui dépendent du type de sol et de l'état de la culture (Duke et Guérif, 1998). Nous avons simplement introduit l'estimation de l'humidité de surface du sol à partir des variables climatiques, pour le calcul de la réflectance de sol. L'analyse des erreurs engendrées par l'utilisation du modèle SAIL dans la procédure, a montré qu'aucun biais n'était introduit, mais qu'en revanche le bruit inhérent à l'utilisation de ce modèle était comparable à ce qui avait été estimé par Duke (1997) à partir de réflectances « vraies » synthétisées par la technique de Monte-Carlo. Cette erreur paraît cependant réductible, et donne lieu à des travaux au sein de l'Unité CSE du laboratoire INRA d'Avignon (prise en compte des effets de rang et d'agrégation des feuilles).

L'algorithme de minimisation qui a été choisi est celui de Price (1979), déjà inclus dans l'« habillage » FSEOPT du modèle SUCROS. Cette méthode d'optimisation est simple et robuste et son intérêt avait été déjà vérifié par Duke (1997). Cependant, elle pourrait être remplacée par des méthodes plus sophistiquées donnant accès à des statistiques associées aux valeurs ré-estimées par la procédure.

Construction de stratégies et de règles associées

Les résultats de la mise en œuvre de la procédure se sont montrés sensibles au positionnement des images par rapport au cycle cultural d'une part, et se sont montrés variables suivant la grandeur ré-estimée d'autre part. Leur analyse nous a permis de construire des stratégies d'assimilation et des règles d'utilisation associées.

Le nombre d'images acquises en phase précoce de croissance et le positionnement des images vis-à-vis d'un éventuel stress de la culture en phase mature, ont été déterminants pour la définition de stratégies d'assimilation et de règles de sélection de ces stratégies.

D'une part, le manque d'images acquises en 1995 pendant la phase d'installation du couvert, nous a empêché d'estimer correctement la date de semis par assimilation. Cependant Duke (1997) avait montré qu'avec un nombre d'images suffisant, cette estimation était possible. Le diagnostic sur les conditions d'implantation a pu être réalisé à travers une variable intégratrice, le « LAI à 500 °C·j après semis », à la seule condition que la date de semis soit connue a priori. Là encore, la qualité d'estimation de cette variable dépend du positionnement des images pendant la phase précoce de croissance.

D'autre part, nous avons montré qu'en raison de l'incapacité du modèle SUCROS à décrire précisément la dynamique du LAI, l'assimilation des images en phase mature ne peut être réalisée qu'à la condition de ne pas se trouver dans le cas où l'image est acquise au cours d'une situation de stress important, susceptible d'entraîner une chute significative du TSAVI.

Les résultats de la procédure d'assimilation varient également en fonction de la grandeur d'intérêt, qu'il s'agisse de variables d'entrée ré-estimées, ou bien qu'il s'agisse de variables d'état prédites, en phase précoce (LAI) ou à la récolte (rendement).

Nous avons montré que la qualité d'estimation des rendements était indépendante de la qualité de ré-estimation des variables d'entrée, et nous avons donc proposé des stratégies d'assimilation différentes selon l'objectif visé. Par ailleurs, la prise en compte de l'influence du positionnement des images par rapport aux états de croissance du peuplement, nous a amenées à affiner ces stratégies et à définir des règles d'utilisation.

Rappel des résultats de la méthode

Les résultats de la méthode, en terme de qualité et de précocité d'estimation, lorsqu'on applique ces règles d'utilisation et que l'on sélectionne les stratégies d'assimilation selon ces règles, peuvent être rappelés ici .

La méthode a en premier lieu servi à ré-étalonner spatialement le modèle SUCROS, en ré-estimant ses variables d'entrée pour chacune des parcelles du bassin sucrier. La ré-estimation des variables d'entrée caractérisant l'état du peuplement végétal à l'issue de la phase d'implantation, la densité de levée et la durée semis-levée, quoique cohérente, ne s'est pas révélée précise. La ré-estimation des variables caractéristiques de la colonisation racinaire, a complété les informations fournies par la carte des sols, et a permis de mieux décrire les propriétés hydriques des parcelles sur substrat peu profond, et d'inclure dans la procédure des parcelles hors du domaine de validité du modèle SUCROS. Cependant, elle est risquée puisqu'elle peut servir à compenser l'incapacité du modèle de croissance à restituer la dynamique du LAI en cas de fort stress hydrique, et dans ce cas s'avérer tout à fait incohérente.

La méthode est performante pour le diagnostic précoce des conditions d'implantation, grâce à l'estimation de la variable intégratrice « LAI à 500 °C·j après semis ». La précision est relativement faible, mais l'estimation peut être obtenue dès la fin du mois de juin, les images

acquises en période estivale n'améliorant pas les résultats. La méthode n'est donc actuellement performante qu'à la condition de connaître a priori la date de semis, et pour réaliser un diagnostic sur les conditions d'implantation avant la période estivale. Dans le cas où on dispose de peu d'images en phase précoce, on pourrait envisager de réduire le nombre de variables à estimer pour décrire l'implantation, en initialisant le modèle SUCROS à $500^{\circ}\text{C}\cdot\text{j}$ après semis avec la seule variable LAI500. Cela suppose de réinitialiser également l'ensemble des variables d'état du modèle.

Les performances de la méthode sont plus satisfaisantes en ce qui concerne la prévision des rendements dès la phase précoce. Cela s'explique par le mécanisme même de la procédure d'assimilation, qui minimise un écart sur la variable de couplage « LAI » (à travers le TSAVI) à laquelle le rendement est très sensible. Les stratégies optimales dans ce cas sont différentes de celles qui fournissent la meilleure ré-estimation des variables d'entrée, et la connaissance a priori de la date de semis n'est pas nécessaire. En effet, pour une meilleure estimation des rendements, la méthode doit pouvoir réaliser un ajustement « aveugle » des variables d'entrée, compensant en partie l'erreur de structure du modèle. Lorsque l'utilisation des données estivales est possible (absence d'incohérence entre la structure actuelle du modèle et les données de télédétection), la ré-estimation de l'ensemble des variables d'entrée avec l'ensemble des images améliore la prévision.

Dans le cas où le climat était connu jusqu'à la récolte, l'estimation des rendements par assimilation était meilleure qu'en l'absence d'assimilation, et meilleure que lorsque le modèle SUCROS est renseigné avec les valeurs mesurées des variables d'entrée caractérisant l'implantation (la RRMSE obtenue est de l'ordre de 12% après assimilation, et atteint 18% sans assimilation). Ce dernier résultat s'explique par le fait que les caractéristiques hydriques des sols ont été mieux décrites grâce à l'assimilation, et que la procédure d'optimisation a réduit une partie de l'erreur de structure du modèle.

Nous avons tenté de quantifier l'effet de la précocité de la prévision par assimilation, sur sa précision. Nous avons montré que lorsque le climat n'était pas connu entre la dernière date d'acquisition d'image et la récolte, la prédiction la plus précoce (fin juin) s'avérait aussi bonne que la prédiction obtenue avec un climat connu. Ce résultat est spécifique à l'année 1995, dont le climat estival est très représentatif du climat moyen des 20 années climatiques choisies pour définir le climat à venir.

Enfin, notons que la définition des stratégies d'assimilation et des règles d'utilisation, est en partie dépendante des conditions d'élaboration et de validation de la méthode. En effet, le climat picard est suffisamment humide au printemps pour que la période d'implantation de la culture, et celle du stress hydrique soient disjointes dans le temps. Dans ces conditions, la ré-estimation des variables caractérisant l'implantation est possible avec les images acquises avant fin juin. Dans des conditions climatiques plus sèches au printemps, comme on peut en rencontrer en Beauce, l'application des mêmes stratégies pourrait donner lieu à des phénomènes de compensation entre variables ré-estimées, et de moins bonnes estimations de chacune d'entre elles. Dans ce cas également, on pourrait assister à des chutes de TSAVI précoces qui rendraient la méthode tout à fait inopérante, que ce soit pour le diagnostic ou

pour la prévision. Une amélioration de la restitution de la dynamique du LAI par le modèle SUCROS serait indispensable au préalable, et l'exigence en matière de nombre d'images acquises pendant la phase d'installation serait augmentée.

On peut donc conclure que, dans l'état actuel du modèle SUCROS, la méthode n'est opérationnelle que dans des régions où le stress hydrique n'apparaît pas avant la période estivale. Dans ces conditions, elle est capable de fournir des indicateurs pour le diagnostic des conditions d'implantation, et une prévision des rendements précoce.

Notre souhait de dépasser les limites que nous venons d'énumérer, et de rendre la méthode opérationnelle dans des conditions d'application plus générales, soulève plusieurs interrogations :

- 1- Comment enrichir l'information spatialisée fournie à la méthode, et améliorer la structure du modèle SUCROS ?
- 2- Comment par la suite transférer la méthode et en assurer la pérennité dans des conditions d'applications diverses ?

Ces questions permettent de proposer des perspectives de travail, et à ce travail.

Perspectives

Une première étape de travail consisterait à améliorer les performances de la méthode, en lui fournissant des informations spatialisées plus nombreuses et plus précises, et en améliorant l'adéquation entre la structure du modèle SUCROS et les exigences de la méthode.

L'acquisition d'un plus grand nombre de données de télédétection à des stades précoces de développement de la culture, améliorerait les performances de la méthode pour le diagnostic des conditions d'implantation. Les possibilités offertes par les systèmes actuels (SPOT) ne permettent pas de réaliser cet objectif aux latitudes de la Picardie. Les projets de constellations de microsattellites, dont la résolution spatiale serait de l'ordre de 10 m avec une période de revisite d'environ 7 jours, laissent entrevoir une solution à ce problème dans un avenir proche. Accompagnant ces projets de satellites, la création de serveurs spécialisés est envisagée, qui donnerait accès en ligne à des images déjà corrigées et prêtes à l'emploi, et permettrait une mise en œuvre facile de la méthode.

Une meilleure caractérisation spatiale et temporelle des variables climatiques doit également être réalisée. L'utilisation de méthodes géostatistiques est une voie de travail qui permettrait d'améliorer la précision des indicateurs et des rendements estimés .

Le talon d'Achille de la méthode réside en son modèle de croissance. L'incapacité du modèle à reproduire la sensibilité du LAI au stress hydrique nous interdit, dans certaines conditions d'acquisition de données de télédétection, de ré-estimer les variables décrivant la colonisation racinaire. L'amélioration des fonctions du modèle passe par une meilleure compréhension des phénomènes physiologiques mis en jeu dans l'allocation et la translocation d'assimilats d'une part, et la sénescence d'autre part. La formulation et la calibration de ces fonctions devra s'appuyer sur des mesures expérimentales réalisées dans des conditions pédoclimatiques

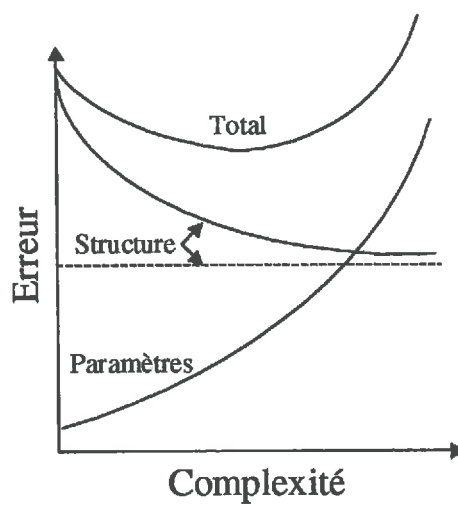


Figure c.2: Evolution des constituants théoriques de l'erreur de prédiction des modèles en fonction de l'augmentation de leur complexité, lorsque la structure du modèle est fautive (--- erreur de structure irréductible du modèle) (d'après Passioura, 1996).

variées, au niveau des organes, et avec un pas de temps journalier. Ces modifications permettraient de valoriser la disponibilité d'images en période estivale, dont on a vu qu'elle améliorerait les performances de la méthode.

Une autre amélioration du modèle consisterait à y introduire la simulation des processus de germination et de levée, de façon à compenser l'insuffisance de données de télédétection disponibles durant la phase d'implantation par une caractérisation autonome effectuée par le modèle lui-même. De cette façon, le diagnostic des conditions d'implantation pourrait être facilité puisque l'information ne serait plus uniquement fournie par la télédétection.

La prise en compte de facteurs limitants nouveaux sera éventuellement nécessaire pour une application plus large de la méthode. Ainsi, le paramétrage variétal du modèle ou l'introduction d'un module d'alimentation azotée peuvent être proposés. Par ailleurs, l'ajout de la modélisation de la production et du stockage du sucre dans le pivot, permettrait d'obtenir une estimation de la richesse à la récolte. Cependant, un équilibre reste à établir entre la sophistication du modèle qui diminuera l'erreur de structure, et l'ajout de paramètres inhérent à la formulation de nouvelles fonctions, qui augmentera inévitablement l'erreur de paramétrage (figure c.2).

Au-delà de ces perspectives d'amélioration des différents composants de la méthode, celle-ci pourrait également être confortée dans un processus de validation et d'apprentissage de plusieurs années. Ainsi, la mise en œuvre répétée de la méthode dans le cadre d'un système d'informations, permettrait d'une part de capitaliser des informations spatialisées sur les parcelles du bassin sucrier, informations qui pourraient être réactualisées et enrichies chaque année, et d'autre part d'améliorer et de sélectionner les règles de sélection et les stratégies les plus pertinentes.

Les informations spatialisées capitalisées par le biais d'un tel processus, seraient de deux ordres. Certaines pourraient être acquises a priori par des sources extérieures (l'agriculteur, le technicien de la sucrerie, etc.) :

- la position géoréférencée des parcelles (afin de les identifier sur les images et les cartes)
- leur histoire, afin de connaître celles qui sont régulièrement atteintes de rhizomanie ou infestées de nématodes, et ne peuvent entrer dans une démarche de diagnostic par le biais de la méthode
- leur itinéraire technique, pour accéder facilement à la date de semis et aux interventions susceptibles de fournir des informations (irrigation, apport de fumure) ou des indicateurs supplémentaires (semis d'une variété résistante, applications précoces d'herbicides susceptibles d'avoir eu un effet phytotoxique, etc.).

D'autres, correspondant à des variables d'entrée du modèle décrivant des caractéristiques pérennes des parcelles, seraient directement fournies par la méthode, et pourraient être utilisées comme informations a priori les années suivantes :

- la profondeur de sol déterminant la zone de sol « utile » pour l'alimentation hydrique de la plante, serait estimée via le paramètre « profondeur maximale de sol ». La ré-estimation répétée de ce paramètre permettrait d'en vérifier la permanence puis d'en déterminer la valeur.

L'évolution actuelle de l'agriculture, face à une obligation grandissante de traçabilité et grâce aux possibilités offertes par les nouveaux systèmes d'information capables de gérer des données spatiales et des données historiques, nous fait entrevoir avec optimisme la réalisation de ce type de processus d'apprentissage.

En mode opératoire, la méthode devrait fournir non seulement des cartes de prévision de rendements, mais également des cartes d'indicateurs qui confrontés à des données spatialisées caractérisant l'itinéraire technique ou le milieu permettront d'établir des diagnostics spatialisés.

Références
bibliographiques

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Andrieu B, Baret F, Jacquemoud S, Malthus T, Steven M** (1997) Evaluation of an Improved Version of SAIL Model for Simulating . *Remote Sensing of Environment*, 60: 247-257.
- Asrar G, Fuchs M, Kanemasu ET, Hatfield JL** (1984) Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agronomy Journal*, 76: 300-306.
- Atzberger C, Guérif M, Gu XF** (1991) Estimation of the aerosol optical thickness from broadband turbidity measurements. Application to the atmospheric correction of SPOT images. In: *Proceedings of the 5th International Colloquium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, Courchevel (France), 14-18 janvier 1991, 37-40.
- Aubertot, JN** (1998) Contribution à la mise au point d'un modèle de prévision des levées: modélisation de l'état structural du lit de semences et de ses effets sur la levée. Application à la betterave sucrière. Thèse de doctorat en Agronomie. INA P-G, Paris (France), 63 p.
- Badwhar GD, Verhoef W, Bunnick NJJ** (1985) Comparative study of Suits and SAIL canopy reflectance models. *Remote Sensing of Environment*, 17: 179-195.
- Baker FD, Bargmann RE** (1981) Analysis of simulation models by response surface techniques. In: *Proceedings of the section on survey research methods, American Statistical Association*, 34-39.
- Baker FD** (1982) Parameter sensitivity in plant process models. In: *Proceedings of the Winter Meeting of ASAE, Chicago (USA)*.
- Bannari A, Morin D, Bonn F** (1995) A Review of Vegetation Indices. *Remote sensing reviews*, 13 : 95-120.
- Bannari A, Huete AR, Morin D, Zagolski F** (1996) Effet de la couleur et de la brillance du sol sur les indices de végétation. *International Journal of Remote Sensing*, 17 (10): 1885-1906.
- Baret F, Guyot G, Begue A, Morel P, Podaire A** (1986) Etude de la complémentarité du moyen infra-rouge avec le visible et le proche infra-rouge pour le suivi de la végétation. In: *Proceedings of the 3rd International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, Les Arcs (France), 409-412.
- Baret F, Guyot G, Teres JM, Rigal D** (1988) Profil spectral et estimation de la biomasse. In: *Proceedings of the 4th International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, Aussois (France), 18-22 janvier 1988, 93-98.
- Baret F, Guyot G, Major D** (1989) TSAVI: a vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. In: *Proceedings of the 12th Canadian Symposium on Remote Sensing*, Vancouver (Canada), 10-14 juillet 1989.

- Baret F, Podaire A (1990)** SAIL: un modèle de réflectance de couverts végétaux, présentation et analyse de sensibilité. In : *Téledétection spatiale: aspects physiques et modélisation*, Toulouse (France), août 88. Ed. Cepadues, Toulouse, 741-752.
- Baret F, Guyot G (1991)** Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, 35: 161-173.
- Berthelot B, Adam S, Dedieu G, Maisongrande P (1997)** A global dataset of surface reflectances and vegetation indices derived from AVHRR/GVI time series for 1989-1990 : The Land Surface Reflectances (LASUR) data. In : *Proceedings of the 7th International Symposium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, Courchevel (France), 7-11 janvier 1997. Ed. Gérard Guyot & Thierry Phulpin, 685-690.
- Boiffin J, Durr C, Fleury A, Marin-Lafleche A, Maillet I (1992)** Analysis of the variability of sugar beet (*Beta vulgaris* L.) growth during the early stages. I. Influence of various conditions of crop establishment. *Agronomie*, 12: 515-525.
- Bonhomme R, Drouet JL, Ameglio T (1996)** Introduction à la modélisation du fonctionnement physiologique d'un couvert.- In : *Actes de l'Ecole-Chercheurs INRA en bioclimatologie, Tome I: De la plante au couvert végétal*, Le Croisic (France), 3-7 avril 1995. Ed. INRA, Paris, 647-667.
- Boulet G (1999)** Modélisation des changements d'échelle et prise en compte des hétérogénéités de surface et de leurs variabilités spatiales dans les interactions sol-végétation-atmosphère. Thèse de doctorat en Géophysique, Géochimie et Géomécanique. Université de Grenoble-1, Saint Martin d'Hères (France), 281 p.
- Bouman BAM (1992)** Linking physical remote sensing models with crop growth simulation models, applied for sugar beet. *Int. J. Remote Sensing*, 13 (14) : 2565-2581.
- Brisson N, Ruget F, Gate P, Lorgeou J, Nicoullaud B, Tayot X, Plenet D, Jeuffroy MH, Bouthier A, Ripoche D, Mary B, Justes E (2001)** STICS : a generic model for simulating crops and their water and nitrogen balances. II. Model validation for wheat and corn. *Agronomie*, sous presse.
- Brochery F (1996)** test d'un modèle de simulation de la croissance de la culture de betterave à sucre (SUCROS) : Intérêt d'une amélioration de la prise en compte de la phase d'implantation dans la prévision de la croissance et du rendement. Mémoire de DEA, INA P-G, Paris (France), 31 p.
- Burke JI (1992)** A physiological Growth model for Forecasting Sugar beet yield in Ireland. In : *Proceedings of the IIRB 55th Winter Congress*, 239-251.
- Caneill J (1988)** Bonne conduite culturale : rendement optimum. *Cultivar*, 243 : 33-34.
- Caneill J, Fleury A, Ferré F (1993)** L'élaboration du rendement de la betterave sucrière. In « *Un point sur...l'élaboration du rendement des principales cultures annuelles* », L. Combe et D. Picard Eds, INRA, Paris, 139-149.

Ceotto E, Guérif M, Duke CL (1999) Evaluation of the model SUCROS2 for simulating sugar beet growth and production in water limited conditions in Northern France. In : *Proceedings of ESA International Symposium « Modelling Cropping Systems »*, Lleida (Spain), 21-23 Juin.

Clevers JGPW, Büker C, Leeuwen HJC, Bouman BAM (1994) A framework for monitoring crop growth by combining directional and spectral remote sensing information. *Remote Sensing of Environment*, 50 : 161-170.

Clevers JGPW, Leeuwen HJC (1996) Combining directional and high spectral resolution information from optical remote sensing data for crop growth monitoring. In : *Proceedings of the 6th International Symposium on Physical measurements and Signatures in Remote Sensing*, Val d'Isère (France), 17-21 janvier 1996. ISPRS-CNES, 643-650.

Clover GRG, Smith HG, Azam-Ali SN, Jaggard KW (1999) The effects of drought on sugar beet growth in isolation and in combination with beet yellows virus infection. *Journal of Agricultural Science, Cambridge*, 133: 251-261.

Conesa AP, Mettauier H, Haeflinger R, Trendel R, Tual Y, Gross P (1979) Etude de la productivité de l'agrosystème betteravier en Alsace, essai d'établissement d'un modèle empirique prédictif. *Ann. Agron.*, 30 (3) : 281-303.

Damay N, Le Gouis J (1993) Radiation use efficiency of sugar beet in Northern France. *European Journal of Agronomy* 2(3): 179-184.

Delécolle R, Guérif M (1988) Introducing spectral data into a plant process model for improving its prediction ability. In : *Proceedings of the 4th International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, Aussois (France), 18-22 janvier 1988.

Droulin JF (1995) Etude des influences de l'azote sur la croissance de la Betterave Sucrière à l'aide d'un modèle simple d'efficacités. Possibilités d'utilisation de la télédétection comme outil de diagnostic du statut azoté de la culture. *Mémoire de fin d'études I.S.A. Beauvais*, 54 p.

Duke C (1997) Assimilation de données de réflectance dans un modèle de fonctionnement de la betterave sucrière en vue de la prévision des rendements à l'échelle régionale. Thèse de doctorat en Agronomie. INA P-G, Paris (France), 141 p.

Duke C, Guérif M (1998) Crop reflectance estimate errors from the SAIL model due to spatial and temporal variability of canopy and soil characteristics. *Remote Sensing of Environment*, 66: 286-297.

Dürr C, Boiffin J (1995) Sugarbeet seedling growth from germination to the first leaf stage. *Journal of Agricultural Science*, 124 : 427-435.

Dürr C, Guérif M, Brochery F, Ferre F (1999) Study of crop establishment effects on subsequent growth using a crop growth model (SUCROS). In : *Proceedings of ESA International Symposium « Modelling Cropping Systems »*, Lleida (Espagne), 21-23 Juin 1999.

Dürr C, Aubertot JN, Richard G, Dubrulle P, Duval Y, Boiffin J (2001) SIMPLE: A model for simulation of plant emergence predicting the effects of soil tillage and sowing operations. *Soil Science Society of America journal*, 65(2): 414-423.

Faizoun CA, Podaire A, Dedieu G (1994) Monitoring of sahelian aerosol and atmospheric water vapour content characteristics from sun photometer measurements. *Journal of Applied Meteorology*, 33(11):1291-1303.

Ferre F, Fleury A (1994) Structure du peuplement, développement du couvert foliaire et efficacité d'interception. In : *Implantation de la betterave industrielle, Les colloques de l'INRA*, Ed. Boiffin, J., Choppin de Janvry, E., 67: 113-141.

Fick GW (1971) Analysis and simulation of the growth of sugar beet (*Beta vulgaris* L.). Thèse de doctorat, Université de Californie, Davis (USA), 222 p.

Fick GW, Williams WA, Loomis RS (1973) Computer simulation of dry matter distribution during sugar beet growth. *Crop Sci.*, 13 : 413-417.

Goel NS, Deering DW (1985) Evaluation of a canopy reflectance model for LAI estimation through its inversion. *IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing* GE 23(5) : 674-684.

Goudriaan J (1977) Crop micrometeorology : simulation study. Thèse de doctorat, PUDOC, Wageningen, 247 p.

Goudriaan J (1986) A simple and fast numerical method for the computation of daily totals of crop photosynthesis. *Agricultural and forest meteorology*, 38 : 249-254.

Grosbuis P (1998) Analyse de sensibilité d'un modèle de prédiction de rendement. Mémoire de DAA, Ecole Nationale Supérieure d'Agronomie de Rennes, encadré par Françoise Ruget et Richard Delécolle, 98 p.

Guérif M, Machet JM, Droulin JF (1995) Using remote sensing to determine N status in the sugarbeet crop. In : *Proceedings of the 58th Congress International Institute for Beet Research*, Beaune (France), 19-22 juin, 433-441.

Guérif M, Courault D, Brisson N (1996a) Assimilation des données de télédétection dans les modèles de fonctionnement des cultures. In : *Actes de l'Ecole-Chercheurs INRA en bioclimatologie, Tome II: Du couvert végétal à la région*, Le Croisic (France), 25-29 mars 1996. Ed. INRA, Paris, 169-191.

Guérif M, Lagouarde JP, Nicolas H (1996b) variables de fonctionnement des couverts végétaux issues des données de télédétection dans les domaines optique et infrarouge thermique. In : *Actes de l'Ecole-Chercheurs INRA en bioclimatologie, Tome II: Du couvert végétal à la région*, Le Croisic (France), 25-29 mars 1996. Ed. INRA, Paris, 81-108.

Guérif M, Duke C (1998) Calibration of the SUCROS emergence and early growth module for sugar beet using optical remote sensing data assimilation. *European Journal of Agronomy*, 9 : 127-136.

- Guérif M, Duke C (2000)** Adjustment procedures of a crop model to the site specific characteristics of soil and crop using remote sensing data assimilation. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 81 : 57-69.
- Guyot G (1989)** Signatures spectrales des surfaces naturelles. Ed. Paradigme, Caen, 178 p.
- Hunt WF (1974)** Respiratory control and its prediction by a dynamic model of sugar beet growth. Thèse de doctorat, Université de Californie, Davis (USA), 243 p.
- Hunt WF, Loomis RS (1979)** Respiration modelling and hypothesis testing with a dynamic model of sugar beet growth. *Ann. Bot.*, 44: 5-17.
- Jacquemoud S, Baret F (1993)** PROSPECT: a model of leaf optical properties spectra. *Remote Sensing of Environment*, 34: 75-91.
- Jaggard KW, Dewar AM, Pidgeon JD (1998)** The relative effects of drought stress and virus yellows on the yield of sugarbeet in the UK, 1980-95. *Journal of Agricultural Science*, 130: 337-343.
- Jamagne M, Betremieux R, Begon JC, Mori A (1977)** Quelques données sur la variabilité dans le milieu naturel de la réserve en eau des sols. *Bull. Tech. Inf.*, 324-345, 627-641.
- Jensen ME, Erie LJ (1971)** Advances in Sugar beet Production: principal and practices Irrigation and Water management. The Iowa state University Press Ed.
- Jones CA, Kiniry JT (1986)** CERES-Maize. A simulation model of maize growth and development. *Texas A&M University Press, College Station*, 194 p.
- Kubelka P, Munk F (1931)** Ein beitrage zur optik der farbautrick. *Annaler Technischer Physik*, 11 : 593-601
- Kuusk A, Andrieu B, Chelle M, Aries F (1997)** Validation of a Markov chain canopy reflectance model. *International Journal of Remote Sensing*, 18(10) : 2125-2146.
- Launay M, Guérif M, Dedieu G (1999a)** Utilisation d'un modèle de correction atmosphérique (SMAC) pour le calcul de réflectances au sol à partir d'images SPOT. *Photo-Interprétation*, 37 : 3-27.
- Launay M, Guérif M, Dedieu G (1999b)** Correction atmosphérique d'images aériennes pour le calcul de réflectances au sol. *Téledétection à très haute résolution et analyse d'image, Journée scientifique du Cémagref, Montpellier (France), 14 Décembre 1999*, 27-38.
- Launay M, Guérif M (2001a)** Remote sensing data assimilation in a sugar beet growth model as a tool for spatial crop development variability forecast and diagnosis. In: *Proceedings of the 8th International Colloquium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, Aussois (France), 8-12 Janvier 2001, 751.
- Launay M, Guérif M, Dedieu G (2001b)** Correcting satellite and airborne reflectance from atmospheric noise: consequences on vegetation characteristics estimates. In : *Proceedings of*

the 3rd European Conference on Precision Agriculture, Montpellier (France), 18-20 juin, 235-240.

Leviel B (2000) Evaluation des risques et maîtrise des flux d'azote au niveau d'une parcelle agricole dans la plaine roumaine et bulgare. Application aux cultures de maïs, blé, colza et betterave. Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Toulouse, Toulouse (France), 313 p.

Leviel B, Crivineanu C (2000) A CERES-like crop model for sugar beet (*Beta vulgaris* L.). *En preparation*.

Lillesand TM, Kiefer RW (1987) Remote sensing and image interpretation. Ed. John Wiley and Sons, New York, Second edition, 721 p.

Maas SJ (1988) Using satellite data to improve model estimates of crop yield. *Agronomy Journal*, 80: 655-662.

Maas SJ (1993) Parameterized model of gramineous crop growth : II. Within-season simulation calibration. *Agronomy Journal*, 85 : 354-358.

Mayer DG, Butler DG (1993) Statistical and graphical validation. *Ecological Modelling*, 68 : 21-32.

Milford GFJ, Pocock TO, Riley J (1985) An analysis of leaf growth in sugar beet. II. Leaf appearance in field crops. *Annals of Applied Biology*, 106: 173-185.

Milford GFJ, Travis KZ, Pocock TO, Jaggard KW, Day W (1988) Growth and dry-matter partitioning in sugar beet. *Journal of Agricultural Science, Cambridge*, 110: 301-308.

Moulin S, Fisher A, Dedieu G (1996) Assimilation of shortwave remote sensing observations within an agrometeorological model : crop production estimation. 1996 *International geoscience and Remote Sensing Symposium*, Lincoln (USA), 27-31 mai 1996. IEEE/GRSS, New York, 2366-2368.

Myers HR (1971) Response Surface Methodology. Allyn and Bacon inc, Boston (USA).

Passioura JB (1973) Sense and nonsense in crop simulation. *J. Aust. Inst. Agric. Sci.* 39 : 181-183.

Passioura JB (1996) Simulation Models : Snake Oil, Education, or Engineering ?. *Agronomy Journal*, 88 : 690-694.

Ponsardin G, Guérif M, Ghiloufi M, Mary B (2000) STICS betterave. In : *Réunion STICS*, Montpellier (France), 21-22 septembre, 16.

Prévo L, Baret F, Chanzy A, Oliso A, Wigner JP, et al. (1998) Assimilation of multi-sensor and multi-temporal remote sensing data to monitor vegetation and soil : the Alpilles-ReSeDA project. In : *IGARSS'98, International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Seattle, WA (USA), Juillet 1998.

- Price WL** (1979) A controlled random search procedure for global optimisation. *The Computer Journal*, 20 : 367-370.
- Prost F** (1990) La prévision du rendement de la betterave sucrière. Mémoire de DAA, INA P-G, encadré par Jacques Caneill et Philippe Leturcq, 40 p.
- Rahman H, Dedieu G** (1994) SMAC : a simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum, *International journal of remote sensing*, 15 (1) : 123-143.
- Richter G, Launay M, Jaggard W, Guérif M** (2001) Is translocating of dry matter from leaves crucial for simulating sugar beet yield under drought? In: *Proceedings of the 2nd International symposium "Modelling Cropping Systems"*, Florence (Italie), 16-18 Juillet.
- Ritchie JT** (1972) Model for predicting evaporation from a row crop with incomplete cover. *Water Resour. Res.*, 8(5) : 1204-1213.
- Scott RK, Jaggard KW** (1993) An analysis of the efficiency of the sugar beet crop in exploiting the environment. In : *Biennial Meeting of the American Society of Sugar Beet Technologists*, Anaheim (USA), 37-56.
- Smit AB, Struik PC** (1995) The first step towards a decision-support system for sugar-beet growing: selection of a basic growth model. *Journal of Agronomy and Crop Science*, 175 (4) : 213-220.
- Spitters CJT, van Keulen H, van Kraalingen DWG** (1989) A simple and universal crop growth simulator : SUCROS87. In : *Simulation and systems management in crop protection*. Ed. Rabbinge R, Ward SA, van Laar HH, Simulation Monographs 32, Wageningen, Pudoc, 147-181.
- Stol W, Rouse DI, van Kraalingen DWG, Klepper O** (1992) FSEOPT a FORTRAN program for calibration and uncertainty analysis of simulation models. Simulation report CABO-TT n°24, CABO-DLO and Agricultural University, Wageningen (Netherlands), 24p.
- Suits GH** (1972) The calculation of the directional reflectance of a vegetative canopy. *Remote Sensing of Environment*, 2 : 117-125.
- Tanré D** (1990) Simulation du signal satellitaire dans le spectre solaire. In : *Téledétection spatiale: aspects physiques et modélisation*, Toulouse (France), août 88. Ed. Cepadues, Toulouse, 531-547.
- Tanré D, Herman M, Deschamps PY** (1981) Influence of the background contribution upon space measurements of ground reflectance. *Applied Optics*, 20 (20): 3676-3684.
- Tanré D, Deroo C, Duhaut P, Herman M, Morcrette JJ** (1990) Description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum : the 5S code. *International journal of remote sensing*, 11 (4) : 659-668.

van Keulen H, van Laar, HH (1982) The relation between water use and crop production. In : *Modelling of agricultural production : weather, soils and crops*. Ed van Keulen H and Wolf J, Simulation Monographs, Wageningen, Pudoc, 117-129.

van Laar HH, Goudriaan J, van Keulen H (1992) Simulation of crop growth for potential and water-limited production situations (as applied to spring wheat). Simulation Reports CABO-TT 27, 71 p.

Vandendriessche J, Van Ittersum MK (1995) Crop models and decision support systems for yield forecasting and management of the sugar beet crop. *European Journal of Agronomy*, 4(3) : 269-279.

Verhoef W (1984) Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling : the SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 16 : 125-141.

Verhoef W (1985) Earth Observation modeling based on layer scattering matrices. *Remote Sensing of Environment*, 17 : 164-178.

Weiss M, Troufleau D, Baret F, Chauki H, Prévot L, Olioso A, Bruguier N, Brisson N (2001) Coupling canopy functioning and radiative transfer models for remote sensing data assimilation. *Agricultural and forest meteorology*, 108 (2) : 113-128.

Werker AR, Jaggard KW, Allison MF (1999) Modelling partitioning between structure and storage in sugar beet : Effects of drought and soil nitrogen. *Plant and Soil*, 207: 97-106.

Wu D, Yin Y, Wang Z, Gu X, Verbrugghe M, Guyot G (1997) Radiometric characterisation of Dunhuang satellite calibration test site. In : *Proceedings of the 7th International Symposium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, Courchevel (France), 7-11 janvier 1997. Ed. Gérard Guyot & Thierry Phulpin, 151-160.

Annexe 1

Petit lexique de télédétection

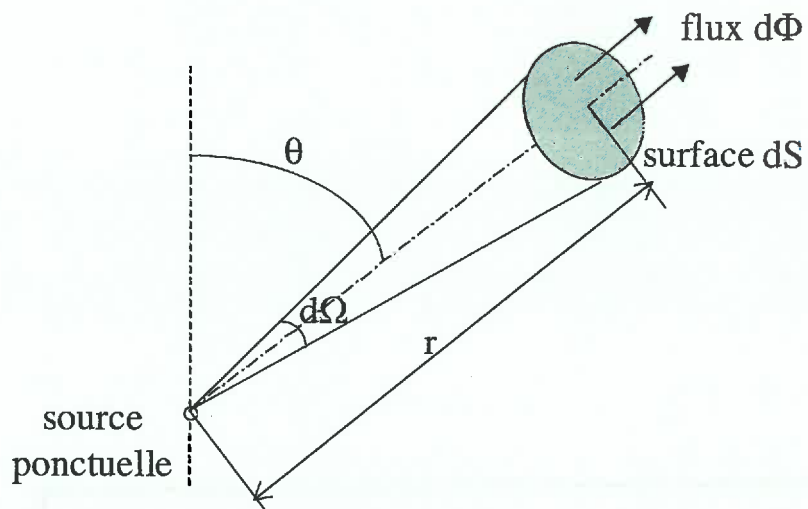


Figure a1.1: Le concept d'intensité énergétique (d'après Guyot, 1989)

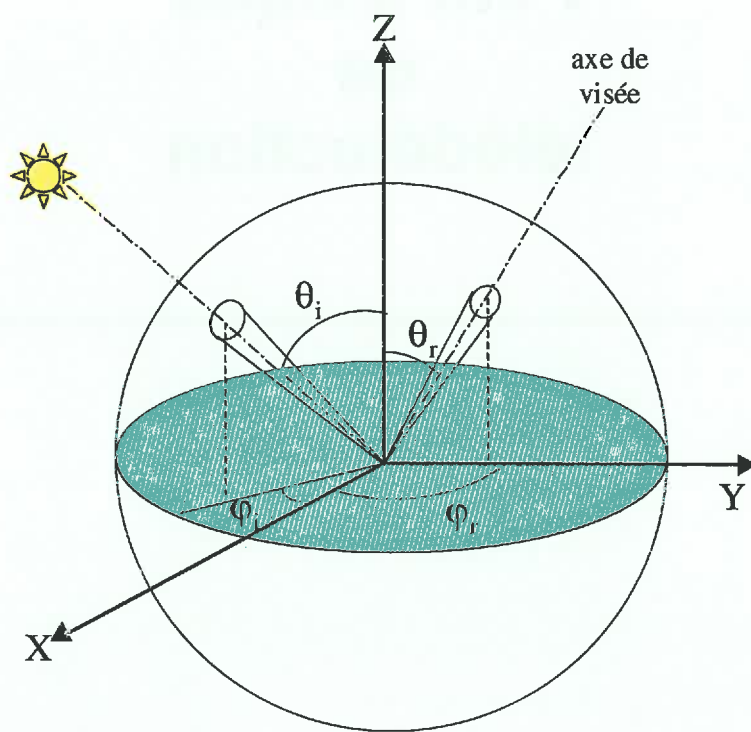


Figure a1.2 : Le concept de réflectance bidirectionnelle (d'après Guyot, 1989)

PETIT LEXIQUE DE TELEDETECTION

Les définitions suivantes, concernent des termes couramment utilisés en télédétection. Elles ne sont pas classées par ordre alphabétique, mais dans l'ordre dans lequel elles doivent être lues pour être comprises, certaines faisant référence à des grandeurs définies plus haut.

Flux d'énergie (symbole Φ_e , unité W) (Guyot, 1989): puissance émise, transportée ou reçue sous forme de rayonnement électromagnétique. Elle représente la mesure du débit d'énergie en 1 point de l'espace.

Intensité énergétique d'une source ponctuelle (symbole I, unité $W \cdot sr^{-1}$) (Guyot, 1989): flux énergétique émis par une source ponctuelle par unité d'angle solide dans une direction donnée (θ, φ) (Eq. a1.1) (figure a1.1).

$$I = \frac{d\Phi(\theta, \varphi)}{d\Omega} \quad (\text{a1.1})$$

où Φ est le flux énergétique, θ est l'angle zénithal, φ l'angle azimutal et Ω l'angle solide

Luminance énergétique d'une source étendue (symbole L, unité $W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1}$) (Guyot, 1989): flux énergétique par unité d'angle solide qui quitte la source dans une direction donnée et par unité de surface apparente de la source dans cette direction (Eq a1.2).

$$L(\theta, \varphi) = \frac{d\Phi(\theta, \varphi)}{d\Omega} \times \frac{1}{dS \cos \theta} = \frac{I}{dS \cos \theta} \quad (\text{a1.2})$$

Surface lambertienne (Guyot, 1989): surface pour laquelle $L(\theta, \varphi)$ est indépendante de l'angle de visée est dite lambertienne.

Exitance énergétique (symbole M, unité $W \cdot m^{-2}$) (Guyot, 1989): puissance rayonnée par une source étendue par unité de surface et dans un hémisphère. En un point elle est égale au quotient du flux émis par un élément infiniment petit $d\Phi_e$ de la surface entourant le point à l'aire de cette surface (Eq. a1.3).

$$M = \frac{d\Phi_e}{dS} \quad (\text{a1.3})$$

Eclairement énergétique (symbole E, unité $W \cdot m^{-2}$) (Guyot, 1989): puissance reçue par unité de surface d'un récepteur. En un point de la surface l'éclairement est le rapport du flux de rayonnement reçu $d\Phi_r$ par la surface dS d'un élément infiniment petit centré sur le point (Eq. a1.4).

$$E = \frac{d\Phi_r}{dS} \quad (\text{a1.4})$$

Réflectance spectrale hémisphérique (symbole $\rho_h(\lambda)$, adimensionnel) (Guyot, 1989): quotient de l'exitance réfléchie $M_{\rho\lambda}$ d'une surface plane par son éclairement pour une longueur d'onde donnée λ (Eq. a1.5).

$$\rho_h(\lambda) = \frac{M_{\lambda\tau}}{E_\lambda} \quad (\text{a1.5})$$

Transmittance spectrale hémisphérique (symbole $\tau(\lambda)$, adimensionnel) (Guyot, 1989) : quotient de l'exittance transmise $M_{\lambda\tau}$ par une surface plane sur la face opposée au rayonnement incident, par l'éclairement qu'elle reçoit (Eq. a1.6).

$$\tau(\lambda) = \frac{M_{\lambda\tau}}{E_\lambda} \quad (\text{a1.6})$$

Réflectance bidirectionnelle (symbole ρ , adimensionnel) (Guyot, 1989) : rapport du flux énergétique réfléchi par un élément de surface dans un cône, dont le sommet est sur l'élément de surface, au flux énergétique qui serait réfléchi dans le même angle solide par un réflecteur diffusant parfait (surface blanche lambertienne) et recevant le même éclairement (figure A1.1) (Eq. a1.7) (figure a1.2).

$$\rho = \frac{\int \Omega_r L_r(\theta_r, \varphi_r) \cos \theta_r d\Omega_r}{L_w \int \Omega_r \cos \theta_r d\Omega_r} = \frac{L_r(\Phi_r)}{L_w} \quad (\text{a1.7})$$

où Ω_r est l'angle solide dans lequel le flux énergétique est mesuré, L_w est la luminance d'un réflecteur diffusant blanc lambertien.

Si on n'utilise pas une surface de référence, mais si on mesure l'éclairement incident provenant d'une direction donnée $E(\theta_i, \varphi_i)$ (cas du rayonnement solaire arrivant à la surface de la Terre), la réflectance bidirectionnelle s'écrit (Eq. a1.8):

$$\rho = \frac{\pi L_r(\Omega_r)}{E(\theta_i, \varphi_i)} \quad (\text{a1.8})$$

Droite de sol (d'après Guyot, 1989): droite représentant la relation linéaire existant entre les réflectances d'un sol mesurées dans le rouge et le proche infra-rouge, pour une humidité et une rugosité constantes. Elle est utilisée pour dissocier les effets du sol des effets dus à la végétation dans le signal (Eq. a1.9).

$$\rho_s(\text{PIR}) = a \times \rho_s(\text{R}) + b \quad (\text{a1.9})$$

où $\rho_s(\text{PIR})$ est la réflectance bidirectionnelle du sol dans le proche infra-rouge, et où $\rho_s(\text{R})$ est la réflectance bidirectionnelle du sol dans le rouge, a et b sont les coefficients de la droite.

Indice de végétation (d'après Guérif *et al.*, 1996b): combinaison de réflectances deux à deux, dont la construction exploite principalement la différence des réponses spectrales des sols et de la végétation dans les bandes rouge et proche infra-rouge (ex : l'indice TSAVI, Eq. a1.10).

$$\text{TSAVI} = \frac{a(\rho_{\text{pir}} - a \cdot \rho_r - b)}{\rho_r + a(\rho_{\text{pir}} - b) + 0.08(1 + a^2)} \quad (\text{a1.10})$$

où $\rho(\text{PIR})$ est la réflectance bidirectionnelle du couvert dans le proche infra-rouge, et où $\rho(\text{R})$ est la réflectance bidirectionnelle du couvert dans le rouge.

Annexe 2

**Quelques précisions
sur le modèle
SUCROS**

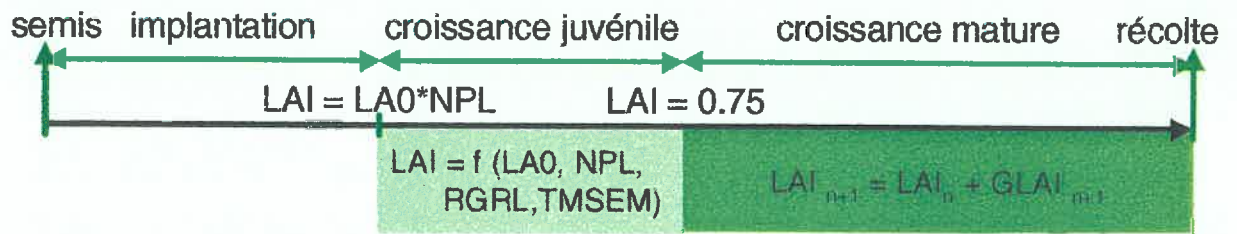


Figure a2.1: Calcul de l'indice foliaire dans SUCROS, selon le stade de la culture.

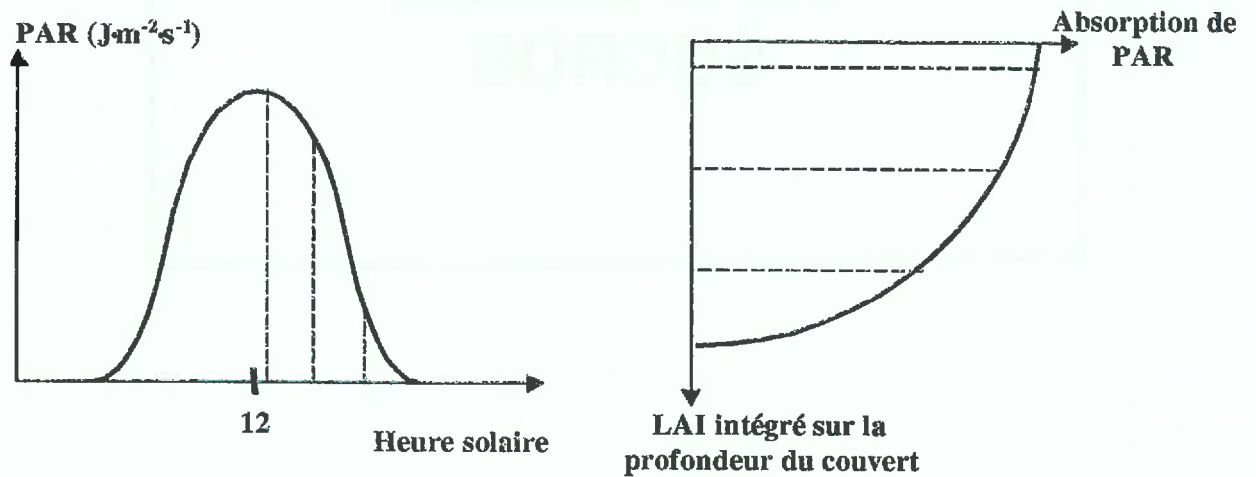


Figure a2.2: Schéma de la procédure d'intégration gaussienne utilisée pour la modélisation de l'absorption du rayonnement dans SUCROS (d'après Duke, 1997 et Spitters *et al.*, 1989.).

QUELQUES PRECISIONS SUR LE MODELE SUCROS

Le modèle SUCROS est un modèle mécaniste fonctionnant à un pas de temps journalier, simulant la croissance et le développement de la culture à l'aide de données climatiques et des caractéristiques de l'espèce cultivée. Il a été développé par l'Université de Wageningen et le DLO- Research Institute for Agrobiological and Soil Fertility (AB-DLO), et a été adapté à différentes espèces.

1. La croissance en conditions potentielles

Les simulations démarrent au jour de la levée, calculé en fonction des variables d'entrée «date de semis» et «durée semis-levée» (variable TMSEM correspondant à la somme de température nécessaire à la levée en base 3°C).

1.1. Croissance foliaire

L'indice foliaire (LAI) est calculé de deux façons différentes suivant le stade de développement de la plante (figure a2.1):

- Le jour de la levée, un indice foliaire initial est calculé, égal au produit de la surface foliaire initiale par plante par le nombre de plantes levées au m² :

$$LAI = LA0 * NPL \quad (1)$$

où LA0 est la surface foliaire initiale par plante (m²/plante, valeur estimée par interpolation, équivalente à une surface foliaire à la levée), NPL est le nombre de plantes levées par m².

- puis, durant la phase de croissance juvénile, jusqu'à l'apparition de phénomènes de compétition pour la lumière (c'est-à-dire jusqu'à ce que l'indice foliaire atteigne la valeur 0.75), l'indice foliaire est calculé par une fonction exponentielle, exprimant l'absence de facteurs limitants :

$$LAI = LA0 * NPL * \exp(RGRL * (ST - TMSEM)) \quad (2)$$

où RGRL est la vitesse relative de croissance en surface des feuilles (m² feuilles créées / m² feuilles existantes / °C·jour), et TMSEM est la somme de température nécessaire à la levée en base 3°C, sachant que ST est la somme de température en base 3°C depuis le semis.

- enfin, durant la phase de croissance mature, l'indice foliaire croît chaque jour d'une valeur GLAI, qui dépend de la quantité d'assimilats produits par le couvert et distribués vers les feuilles :

$$LAI_{j+1} = LAI_j + GLAI_{j+1} \quad (3)$$

où GLAI_{j+1} est le taux de croissance de l'indice foliaire au jour j+1 (m² feuilles / m² sol / jour). La croissance foliaire dépend alors directement de la production d'assimilats.

1.2. Absorption du rayonnement, photosynthèse brute, et production d'assimilats

L'absorption du rayonnement photosynthétiquement actif (PAR) et l'assimilation du CO₂ sont calculés de façon instantanée, c'est-à-dire pour une heure de la journée et une hauteur dans le couvert, puis intégrés ensuite sur l'épaisseur de la canopée et sur la journée par une méthode gaussienne (Goudriaan, 1986). De cette manière, la modélisation dans SUCROS prend en compte les fluctuations horaires de l'absorption du PAR et l'atténuation de la lumière à l'intérieur du couvert.

En premier lieu, SUCROS détermine à partir du rayonnement global journalier, les flux instantanés de PAR direct et diffus à trois moments de la journée et à trois profondeurs du

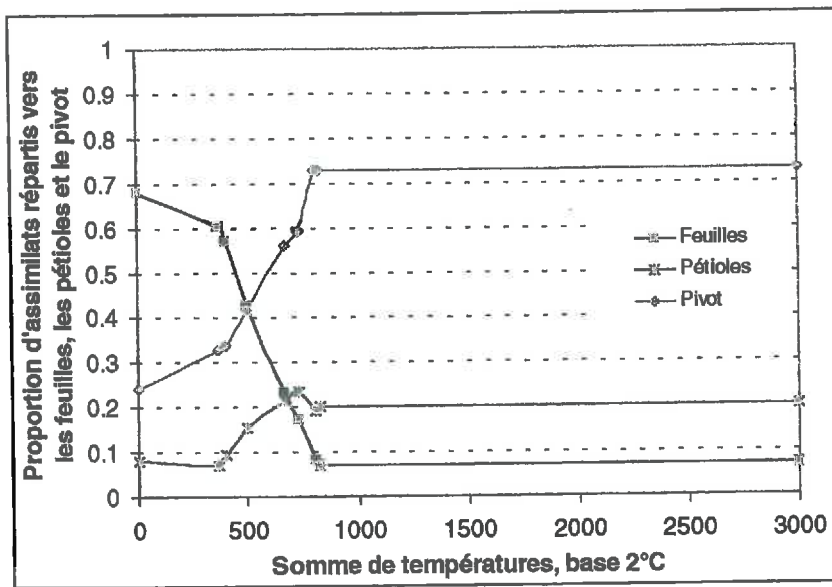
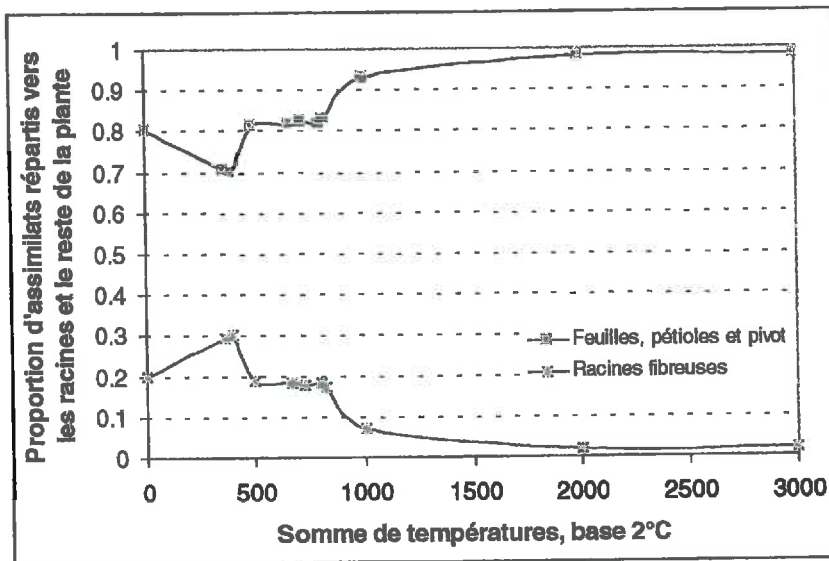


Figure a2.3: Fonctions de répartition des assimilats donnant la proportion d'assimilats alloués à chaque organe en fonction de la somme de températures (base 2°C) depuis la levée. Les assimilats non alloués aux racines fibreuses sont dirigés vers les feuilles, les pétioles et le pivot (collet compris).

couvert (figure a2.2). Pour cela il utilise un modèle de transfert radiatif (Goudriaan, 1977) qui calcule l'extinction du rayonnement direct et diffus.

La photosynthèse brute des feuilles (au soleil et à l'ombre) est ensuite déterminée à l'échelle de la feuille en fonction de ces flux de rayonnement :

$$Pb = AMAX \times \left(1 - \exp\left(-\frac{PAR \times EFF}{AMAX}\right) \right) \quad (4)$$

où Pb est la quantité de CO₂ assimilé (kg CO₂·ha⁻¹[sol]·heure⁻¹), AMAX est le taux maximum d'assimilation du CO₂ à saturation lumineuse dépendant de l'âge de la feuille et de la température de l'air (kg CO₂·ha⁻¹[feuille]·heure⁻¹), et EFF est l'efficacité initiale d'utilisation du PAR (kg CO₂·J·ha⁻¹·heure·m⁻²·s).

Enfin, les valeurs calculées de photosynthèse brute instantanée sont intégrées de manière à déterminer la quantité totale de CO₂ assimilé par l'ensemble du couvert sur la journée. La méthode gaussienne d'intégration consiste à réaliser une sommation de ces différentes valeurs instantanées en les pondérant (Spitters *et al.*, 1989). La quantité totale de carbohydrates produits est alors calculée en fonction de la quantité totale de CO₂ assimilé.

Ces carbohydrates sont ensuite consommés ou distribués aux différents organes de la plante.

1.3. Devenir des assimilats

Une partie des carbohydrates est consommée par respiration pour produire à la fois l'énergie nécessaire au maintien des structures existantes, et celle nécessaire à la croissance des organes (avec des coûts différents selon les organes fabriqués). Le reste des assimilats est distribué aux organes selon des proportions dépendant du stade de développement de la culture. Le stade de la culture est exprimé par la somme de température (base 2°C) depuis la levée. La figure a2.3 présente les fonctions de répartition des assimilats vers les différents organes en fonction de cette somme de température.

Une première répartition est effectuée entre les racines fonctionnelles d'une part, et les autres organes d'autre part. Parmi ces organes, une seconde répartition est opérée, entre les feuilles, les pétioles, et le pivot (collet inclus).

Durant la phase de croissance mature, le taux de croissance journalier de l'indice foliaire, ou GLAI (cf equation 3), correspond au bilan entre les assimilats produits dans la journée et alloués aux feuilles, et la quantité de feuilles vertes entrant en sénescence. La nouvelle valeur de l'indice foliaire est alors utilisée le jour suivant pour déterminer la quantité de rayonnement capté par le couvert et la quantité de CO₂ assimilé.

1.4. Calibration de la version du modèle en conditions potentielles de croissance

Une première étape de calibration du modèle en conditions potentielles de croissance, a été réalisée par Duke (1997) à partir d'expérimentations. Elle a conduit à :

- Ajuster le facteur d'agrégation des feuilles intervenant dans le modèle de transfert radiatif et considéré constant dans la version initiale du modèle. De façon à rendre compte de l'agrégation importante des feuilles le long des rangs aux stades précoces du développement, puis de l'homogénéisation de la canopée réduisant l'agrégation des feuilles et augmentant l'atténuation du rayonnement dans le couvert aux stades plus tardifs, ce facteur d'agrégation a été calculé en fonction de l'indice foliaire.
- Augmenter l'efficacité nette de la photosynthèse en phase mature. A l'aide de mesures expérimentales, de nouvelles valeurs ont été proposées pour les paramètres intervenant dans le calcul de la photosynthèse brute. Le taux maximal d'assimilation du CO₂ à saturation lumineuse et l'efficacité initiale d'utilisation du PAR (paramètre EFF de l'équation 4) ont été augmentés. Par ailleurs, une paramétrisation de l'efficacité initiale EFF en fonction de la somme de températures depuis la levée a été introduite (en remplacement d'une valeur constante au cours du cycle).

- Modifier les fonctions de répartition des assimilats de manière à traduire une précocité plus grande de l'allocation préférentielle des assimilats vers les organes souterrains, que dans la version initiale de SUCROS.

2. Le module de bilan hydrique

2.1. Description du sol et de la croissance racinaire

Le sol est décrit comme un réservoir multi-couches, chaque couche étant renseignée par son épaisseur et ses propriétés de rétention d'eau (humidité à la capacité au champ et au point de flétrissement). Le profil racinaire est considéré comme vertical, et s'approfondit avec une vitesse constante jusqu'à 2000°C·j après la levée si sa progression n'a pas été stoppée auparavant par les caractéristiques de l'espèce (exprimées par la variable « profondeur maximale des racines ») ou par l'épaisseur insuffisante du sol.

2.2. Description des flux d'eau dans le sol

Les apports d'eau dans la première couche de sol correspondent au bilan entre la quantité d'eau apporté par la pluie et l'irrigation, et la quantité d'eau interceptée par le feuillage ou perdue par ruissellement. L'eau s'infiltrant dans la première couche de sol, y est en partie retenue dans la porosité disponible, calculée en fonction de l'épaisseur de la couche, de l'humidité à la capacité au champ et de l'humidité initiale. La quantité d'eau restante parvient à la seconde couche de sol, et ainsi de suite jusqu'à la dernière couche.

Dans chaque couche, l'eau est soumise à l'évaporation et à l'absorption racinaire.

- L'évaporation de l'eau pour chaque couche de sol, est le produit d'un taux d'évaporation par un facteur prenant en compte l'extractabilité de l'eau selon la profondeur de la couche. Le taux d'évaporation est déterminé en fonction de l'évapotranspiration potentielle selon l'équation de Penman, atténuée par un facteur dépendant du stade de la culture, et d'un terme dont le calcul varie selon qu'il a plu ou non le jour même. Les jours de pluie, ce terme dépend de la quantité d'eau disponible dans la couche. Les jours sans pluie, ce terme est calculé par une relation empirique mettant en jeu l'évaporation potentielle et le nombre de jours depuis la dernière pluie.
- L'absorption racinaire est supposée égale à la transpiration. C'est la transpiration qui est calculée par le modèle. Elle est égale à la transpiration potentielle multipliée par différents facteurs prenant en compte le contenu en eau du sol (plus ce contenu est faible, plus la transpiration est rendue difficile), et la longueur racinaire. La transpiration potentielle est calculée en fonction de l'évapotranspiration potentielle et de l'état de développement de la culture.

Si le volume d'eau pénétrant dans la dernière couche de sol excède la capacité de rétention de celle-ci, l'eau est drainée dans la limite d'un volume seuil. Au-delà de ce volume, l'eau remplit la dernière couche de sol jusqu'à saturation. Puis elle remonte dans la couche immédiatement supérieure et la remplit jusqu'à saturation, et ainsi de suite. Si l'ensemble du profil de sol est saturé en eau, l'eau excédentaire est rejetée à la surface.

3. La prise en compte des effets du stress hydrique sur la croissance et le développement

3.1. Calcul des facteurs de stress hydrique

Le facteur de stress hydrique principal, FSH1, est calculé comme le rapport entre la transpiration réelle et la transpiration potentielle. Il est compris entre 0 et 1, 0 correspondant à un stress maximal et 1 à l'absence de stress. Le second facteur de stress hydrique, FSH2, se calcule en fonction de FSH1 :

$$FSH2 = \min(1, FSH1 + 0.5) \quad (4)$$

FSH2 prend donc des valeurs entre 0.5 et 1, il est égal à 0.5 lorsque la transpiration réelle est nulle (FSH1=0), et il est égal à 1 lorsque la transpiration réelle correspond au minimum à la moitié de la transpiration potentielle ($0.5 < FSH1 < 1$).

3.2. Effets du stress hydrique sur la croissance dans la version initiale de SUCROS

Le facteur FSH1 contrôle la conversion du CO₂ assimilé en carbohydrates de façon directement proportionnelle :

$$QCH_2O = QCH_2O_p \times FSH1 \quad (5)$$

où QCH₂O est la quantité réelle de carbohydrates produits par ha et par jour, et QCH₂O_p est la quantité potentielle de carbohydrates produits par ha et par jour.

Le facteur FSH2 contrôle la répartition des assimilats entre les racines fonctionnelles et le reste de la plante :

$$FANR = \frac{FANRP \times FSH2}{1 + (FSH2 - 1) \times FANRP} \quad (6)$$

où FANR représente la fraction réelle d'assimilats allouée au reste de la plante (feuilles, tiges et pivot), et FANRP la fraction potentielle. Ainsi, dans le cas où le stress hydrique est maximal (FSH2=0.5), et la fraction potentielle d'assimilats allouée au reste de la plante de 0.8, la fraction réelle n'est plus que de 0.67 (soit 33% des assimilats alloués aux racines fonctionnelles au lieu de 20% en l'absence de stress).

3.3. Modifications réalisées pendant la thèse (cf Chapitre 2)

Nous avons enfin montré dans la thèse comment nous avons introduit d'autres modes de prise en compte des effets du stress hydrique :

- Influence du stress hydrique (en valeur et en sens de variation) sur la vitesse de sénescence. Une période de stress hydrique entraîne une augmentation de la vitesse de sénescence, et cette sénescence est ralentie (et peut s'arrêter temporairement) lorsque le stress diminue (et cesse).
- Influence du stress hydrique (en valeur et en sens de variation) sur l'allocation et la translocation des assimilats entre les parties aériennes et le pivot. Pour un stress important et croissant, la totalité des assimilats non alloués aux racines fonctionnelles sont dirigés vers le pivot au détriment des feuilles et pétioles. Pour un stress moyen et décroissant, une partie de la matière sèche du pivot est prélevée et dirigée vers les feuilles et pétioles, ceci traduisant la reprise importante de la croissance foliaire observée expérimentalement à levée d'un stress.

Voici une liste de quelques ouvrages pour ceux qu'une explication du modèle plus développée intéresserait :

Bouman BAM (1991) Linking X-band radar backscattering and optical reflectance with crop growth models. Thèse de doctorat, Wageningen Agricultural University, the Netherlands, 169 p.

Brochery F (1996) test d'un modèle de simulation de la croissance de la culture de betterave à sucre (SUCROS) : Intérêt d'une amélioration de la prise en compte de la phase d'implantation dans la prévision de la croissance et du rendement. Mémoire de DEA, INA P-G, Paris (France), 31 p.

Goudriaan J (1977) Crop micrometeorology : simulation study. Thèse de doctorat, PUDOC, Wageningen, 247 p.

Goudriaan J (1986) A simple and fast numerical method for the computation of daily totals of crop photosynthesis. *Agricultural and forest meteorology*, 38 : 249-254.

Smit AB, Struik PC (1995) The first step towards a decision-support system for sugar-beet growing : selection of a basic growth model. *Journal of Agronomy and Crop Science*, 175 (4) : 213-220.

Spitters CJT (1986) Separation the diffuse and direct component of global radiation and its implications for modeling canopy photosynthesis. *Agricultural and Forest Meteorology*, 38 : 231-242.

Spitters CJT, Toussaint HAJM, Goudriaan J (1986) Separation the diffuse and direct component of global radiation and its implications for modeling canopy photosynthesis. Part 1. Components of incoming radiation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 38 : 217-229.

Spitters CJT, van Keulen H, van Kraalingen DWG (1989) A simple and universal crop growth simulator : SUCROS87. In : *Simulation and systems management in crop protection*. Ed. Rabbinge R, Ward SA, van Laar HH, Simulation Monographs 32, Wageningen, Pudoc, 147-181.

van Keulen H, van Laar, HH (1982) The relation between water use and crop production. In : *Modelling of agricultural production : weather, soils and crops*. Ed van Keulen H and Wolf J, Simulation Monographs, Wageningen, Pudoc, 117-129.

van Laar HH, Goudriaan J, van Keulen H (1992) Simulation of crop growth for potential and water-limited production situations (as applied to spring wheat). Simulation Reports CABO-TT 27, 71 p.

Annexe 3

Launay M, Guérif M, Dedieu G (1999a)

**Utilisation d'un modèle de
correction atmosphérique (SMAC)
pour le calcul de réflectances au sol
à partir d'images SPOT.**

Photo-Interprétation, 37 : 3-27

UTILISATION D'UN MODÈLE DE CORRECTION ATMOSPHÉRIQUE (SMAC) POUR LE CALCUL DE RÉFLECTANCES AU SOL À PARTIR D'IMAGES SPOT

M. LAUNAY(1), M. GUÉRIF(2), G. DEDIEU(3).

(1) INRA Laboratoire de Bioclimatologie, Domaine St Paul, Site Agroparc, 84000 Avignon

(2) INRA Laboratoire d'Agronomie, rue Fernand Christ, 02007 Laon Cedex

(3) CESBIO, 18 avenue Edouard Belin, 31401 Toulouse Cedex 4

RÉSUMÉ

Les rayonnements électromagnétiques émis par les couverts végétaux et captés par les satellites, sont perturbés par des phénomènes de diffusion et d'absorption liés aux molécules et aux aérosols de l'atmosphère. Les données satellitales doivent être corrigées pour accéder aux valeurs absolues de réflectance des couverts végétaux.

Cet article présente un modèle simplifié de correction atmosphérique, SMAC, dans sa version adaptée au calcul de réflectance directionnelle de surface à partir d'images SPOT.

Grâce à une analyse de sensibilité du modèle en sens direct, nous avons montré que les aérosols sont les composants atmosphériques les plus perturbants. Nous avons testé les performances du modèle inversé sur trois images SPOT et nous en avons déduit que (i) le modèle calcule des réflectances de surface proches de celles mesurées au sol (écart moyen en valeur absolue inférieur à 0,011), (ii) qu'il est d'autant plus précis que la réflectance propre de l'environnement spatial de la cible est prise en compte, et (iii) qu'il restitue la variance du signal.

MOTS CLÉS

Atmosphère, réflectance, épaisseur optique des aérosols, environnement spatial, modèle SMAC, images SPOT

Article reçu le 02/02/00 et accepté définitivement le 27/06/00.

1. INTRODUCTION

La télédétection satellitale dans le domaine optique est largement utilisée en agronomie comme source d'informations sur l'état de développement des peuplements végétaux. Les principales applications sont l'analyse multi-temporelle de données pour le suivi de l'évolution de la végétation (Moulin et al., 1995) et la traduction des données en indices de végétation ou en variables biophysiques

pour la caractérisation des couverts végétaux (Guéris et al., 1996).

Le signal mesuré par le capteur d'un satellite est composé du signal directement émis par le couvert et atténué par l'atmosphère, et de signaux parasites émis par l'environnement du couvert et par l'atmosphère. Ces phénomènes sont dus à la diffusion et à l'absorption du rayonnement électromagnétique par les molécules et les aérosols atmosphériques.

Il est donc nécessaire d'éliminer du signal mesuré les perturbations liées à l'atmosphère pour accéder aux valeurs de réflectance du couvert végétal. Celles-ci permettent ensuite de calculer des variables biophysiques caractéristiques de l'état du couvert, par le moyen de modèles d'interprétation ou "modèles de transfert radiatif dans le couvert".

Cet article a pour objet de montrer l'intérêt d'un modèle simplifié de corrections atmosphériques (SMAC, Rahman & Dedieu, 1994) pour le calcul de la réflectance directionnelle d'un couvert végétal à partir d'images SPOT.

Dans une première étape, nous avons cherché à expliquer et caractériser les phénomènes mis en cause dans ces perturbations atmosphériques, et à montrer comment ils avaient été modélisés dans SMAC. Dans une deuxième étape, nous avons utilisé SMAC en sens direct pour déterminer le poids des caractéristiques optiques de l'atmosphère, de la géométrie d'acquisition de l'image et de l'environnement spatial de la cible, dans ces phénomènes. Enfin, nous avons évalué les performances de SMAC à l'aide de trois images SPOT acquises entre mai et août 1995 au nord de la France.

2. LA PRISE EN COMPTE DES EFFETS ATMOSPHÉRIQUES PAR LE MODÈLE SMAC

Les capteurs satellitaires dans les courtes longueurs d'onde (du proche ultra-violet au moyen infra-rouge), mesurent le rayonnement solaire rediffusé vers l'espace par l'ensemble de la surface terrestre visée. Ce rayonnement est contaminé par son interaction avec l'atmosphère lors de sa double

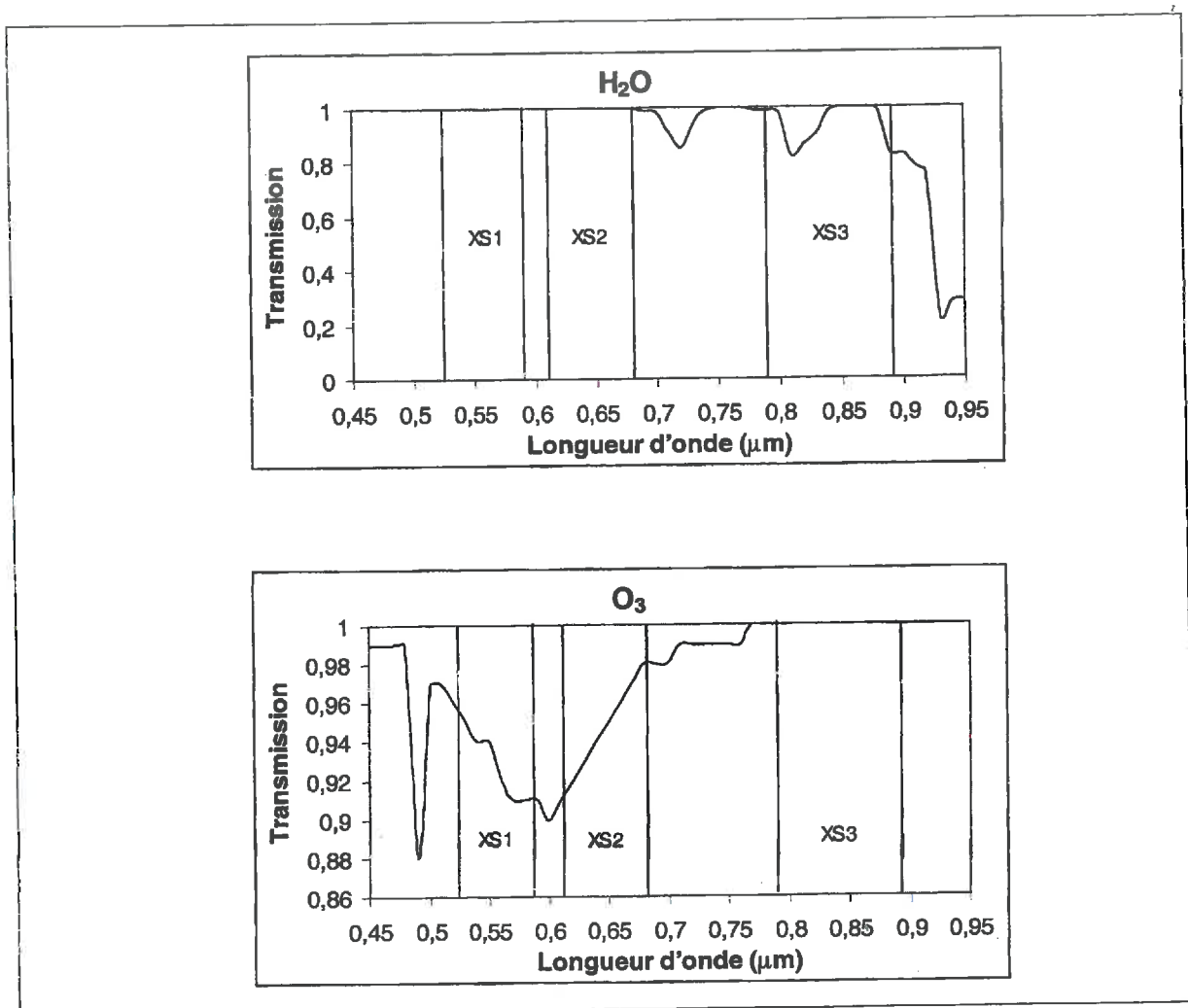


Figure 1 : Bandes d'absorption de H₂O et O₃ dans les bandes spectrales de Spot XS1, XS2 et XS3 (d'après Begni, 1982).

traversée, du soleil vers la cible, et de la cible vers le capteur.

2.1. Les phénomènes de diffusion et d'absorption dans l'atmosphère

L'atmosphère est composée de gaz (O₂, N₂, CO, CO₂, H₂O) et de particules dont la taille est comprise entre 0,1 et 20 µm, appelées aérosols. Les gaz et les aérosols sont responsables de deux processus perturbateurs du signal radiométrique : l'absorption et la diffusion. Une partie des photons du signal est absorbée. Elle sert à échauffer l'atmosphère qui réémet cette énergie à des longueurs d'onde beaucoup plus grandes, dans l'infrarouge thermique. Il s'agit d'une perte nette lorsqu'on ne considère que les courtes longueurs d'ondes. Les photons non absorbés peuvent interagir avec des molécules et des aérosols et sont alors diffusés sans changement de longueur d'onde, mais dans des directions différentes.

La capacité de l'atmosphère à absorber et diffuser le rayonnement électromagnétique, c'est-à-dire à l'atténuer, se mesure par son épaisseur optique,

qui dépend de la longueur d'onde. Elle s'écrit comme la somme des épaisseurs optiques des molécules et des aérosols.

$$\tau(\lambda) = \tau_m(\lambda) + \tau_p(\lambda) \quad (1)$$

2.1.1. La diffusion et l'absorption liées aux molécules

- Absorption gazeuse moléculaire

Les molécules de gaz, en absorbant le rayonnement électromagnétique, modifient leur état. Ce phénomène s'opère de manière discrète, c'est-à-dire pour certaines bandes de longueurs d'onde et non sur l'ensemble du spectre (e.g. Atzberger, 1998). La Figure 1 montre l'allure des spectres d'absorption de la vapeur d'eau et de l'ozone dans les bandes spectrales de Spot. La vapeur d'eau est le principal absorbant atmosphérique, mais n'intervient qu'aux longueurs d'onde supérieures à 0,7 µm environ. L'ozone n'est plus absorbant au-delà de 0,35 µm, hormis dans une bande comprise entre 0,49 et 0,68 µm. Enfin, l'influence de l'oxygène se réduit à une bande d'absorption intense vers 0,76 µm, et le dioxyde de carbone n'intervient

Modèle d'atmosphère	H ₂ O (g·cm ⁻²)	O ₃ (atm·cm)
Tropicale	4,12	0,247
Latitudes moyennes été	2,93	0,319
Latitudes moyennes hiver	0,853	0,395
Subarctique été	2,102	0,346
Subarctique hiver	0,419	0,480
US Standard 62	1,424	0,344

Tableau 1 : Quantités de vapeur d'eau et d'ozone utilisées dans la version standard du modèle "5S" (d'après Mc Clatchey et al., 1971).

qu'au-delà de 1 µm, beaucoup plus faiblement que la vapeur d'eau. La télédétection pour l'observation de la Terre, utilise des gammes de longueurs d'ondes en-dehors des bandes d'absorption majeures des gaz atmosphériques. Ainsi, les trois bandes spectrales du capteur HRV de SPOT dans le visible et le proche infra-rouge sont comprises entre 0,50-0,59 µm, 0,61-0,68 µm et 0,79-0,89 µm. Les deux premiers canaux englobent toutefois une bande d'absorption de l'ozone autour de 0,6 µm, et le dernier canal une bande d'absorption de la vapeur d'eau autour de 0,8 µm.

- Diffusion moléculaire ou diffusion de Rayleigh

La diffusion moléculaire, mesurée par son épaisseur optique, varie suivant une loi en λ^{-4} , selon une formule établie par Rayleigh. C'est donc aux courtes longueurs d'ondes que cette diffusion devient gênante (Lillesand et Kiefer, 1987), et c'est elle qui explique la couleur bleue du ciel.

2.1.2. La diffusion et l'absorption liées aux aérosols

Les aérosols sont caractérisés par leur forme qui est en général supposée sphérique, leur granulométrie, leur indice de réfraction complexe et leur épaisseur optique. La variation spectrale de l'épaisseur optique totale (diffusion et absorption) suit une loi en $\lambda^{-\alpha}$. C'est donc aux courtes longueurs d'ondes que l'impact des aérosols sera plus particulièrement important.

2.2. Variabilité et obtention des caractéristiques optiques de l'atmosphère

La composition de l'atmosphère en azote, en oxygène et en dioxyde de carbone, est relativement stable dans le temps et dans l'espace, et est estimée à partir de la pression atmosphérique. En revanche, les quantités de vapeur d'eau, d'ozone et d'aérosols sont variables et nécessitent d'être calculées ou

estimées à l'endroit et au moment de l'acquisition de l'image.

2.2.1. Quantité intégrée de vapeur d'eau et d'ozone

Le contenu intégré de vapeur d'eau sur un profil vertical d'atmosphère peut varier, selon la latitude, la saison, le climat, entre 0,2 et 4 g·cm⁻² (voir **Tableau 1**). Il peut être déduit de mesures par radiosondage réalisée par Météo-France, ou d'analyses effectuées par des modèles météorologiques. Les résultats de radiosondages ont une représentativité spatiale limitée. Les sorties des modèles météorologiques sont fournies suivant une grille spatiale dont le pas varie de 10 km à 100 km environ selon la région. Enfin, une méthode a été développée par Faizoun et al. (1994) pour obtenir le contenu intégré de vapeur d'eau à partir de mesures avec un photomètre solaire.

Pour les besoins de la correction atmosphérique, le contenu intégré en ozone, quoique variable dans l'espace et dans le temps, peut être facilement déterminé d'après la date de prise de vue et les coordonnées du site, en utilisant des tables de mesures climatologiques (London et al., 1976) (voir **Tableau 2**) ou satellitales (Mc Peters et al., 1996). Il est également possible de calculer la quantité d'ozone à partir de mesures du rayonnement solaire direct dans une bande étroite centrée sur 0,6 µm (Kastner, 1985).

2.2.2. Epaisseur optique spectrale des aérosols

La composante en aérosols de l'atmosphère est beaucoup plus mal définie que la composante moléculaire. De plus, l'abondance des particules et leurs propriétés sont très variables d'un endroit à un autre.

L'épaisseur optique totale des aérosols τ_p est obtenue par soustraction de l'épaisseur optique de

Latitudes	J.	F.	M.	A.	M.	J.	J.	A.	S.	O.	N.	D.
25-35 N	0,28	0,30	0,30	0,30	0,30	0,28	0,27	0,26	0,26	0,26	0,26	0,26
35-45 N	0,32	0,34	0,34	0,34	0,32	0,31	0,29	0,28	0,27	0,26	0,28	0,30
45-55 N	0,35	0,38	0,40	0,38	0,36	0,33	0,31	0,29	0,28	0,28	0,30	0,32

Tableau 2 : Quantité d'ozone en atm.cm (d'après London et al., 1976).

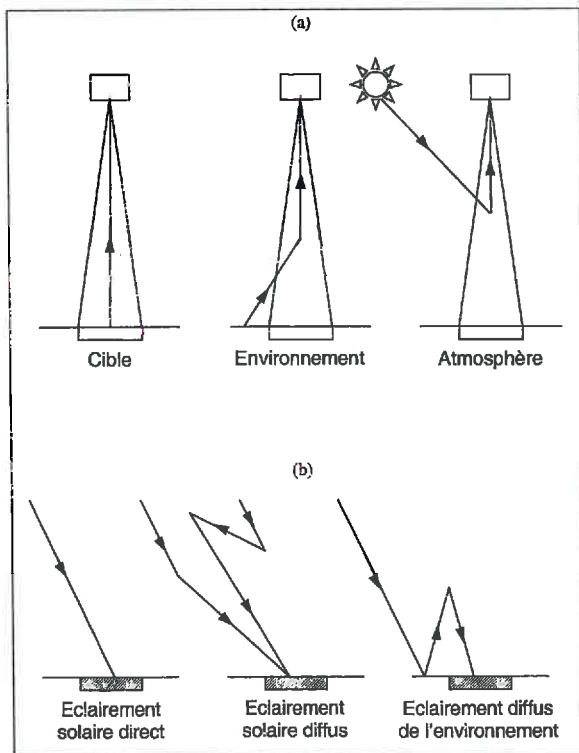


Figure 2 : Représentation schématique (a) des différents termes de luminances parvenant au capteur (b) des différentes sources d'éclairement de la cible (d'après Guyot, 89).

diffusion moléculaire τ_m^d de l'épaisseur optique globale mesurée par un photomètre solaire (l'absorption gazeuse est négligée). La variation spectrale de τ_p est souvent représentée par la formule d'Angström:

$$\tau_p(\lambda) = \beta \lambda^{-\alpha} \quad (2)$$

où β est l'épaisseur optique des aérosols à $1 \mu\text{m}$, et α est le coefficient d'Angström (Angström, 1961, 1964), inversement proportionnel à la taille des aérosols. En théorie, α peut être légèrement négatif (très gros aérosols) et varier jusqu'à 4 (aérosols de dimension moléculaire), mais en pratique α oscille entre 0,5 et 2.

L'évolution et la variabilité des teneurs en aérosols a été particulièrement étudiée dans les régions désertiques de l'Afrique de l'Ouest. Des mesures pratiquées pendant une période de deux années consécutives au Sahel ont montré que l'épaisseur optique des aérosols à 650 nm pouvait varier entre 0,2 et 2,5 (Faizoun et al., 1994). Dans la pratique, on caractérise l'épaisseur optique des aérosols avec le paramètre $\tau_p(550)$. $\tau_p(550)$ peut être déterminé à partir de mesures faites avec des photomètres solaires en utilisant la formule d'Angström (Faizoun et al., 1994). Cependant, des mesures au photomètre solaire ne sont pas toujours disponibles. Une autre solution consiste à estimer l'épaisseur optique des aérosols à 550 nm à partir de la visibilité, appréciée visuellement toutes les trois heures par un observateur sur les sites des stations météorologiques synoptiques de Météo

France (Mc Clatchey et al., 1971). Dans le cas d'un régime dépressionnaire relativement instable, la variabilité de la visibilité peut être grande, tant spatialement que temporellement. Une mesure de visibilité tri-horaire réalisée localement n'est donc pas extrapolable dans l'espace et dans le temps sans un risque d'erreur non négligeable. Des mesures régulières sont effectuées de manière continue en certains points du globe comme dans le cas du réseau Aéronet (Holben et al., 1998), mais ces mesures ne permettent pas d'évaluer la turbidité de l'atmosphère en tout point du globe, ou même en France. De nouveaux capteurs devraient désormais être en mesure de nous fournir des données sur la variabilité spatiale et temporelle de l'épaisseur optique des aérosols. Ainsi, les mesures directionnelles de rayonnement polarisé du capteur POLDER (disponibles de novembre 96 à juin 97) permettent de déterminer quotidiennement l'épaisseur optique et la fonction de phase des aérosols avec une résolution spatiale de 18 km (Leroy et al., 1997).

2.3. De la réflectance au sol au signal satellital

Le capteur d'un satellite mesure une luminance dans différentes bandes spectrales, c'est-à-dire un flux de rayonnement qui quitte la cible dans une direction donnée par unité d'angle solide et par unité de surface apparente de la cible dans cette direction (Guyot, 1989). Celle-ci s'exprime en $\text{W}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{sr}^{-1}$. La luminance mesurée par le capteur est la somme de la luminance intrinsèque de l'atmosphère, de la luminance quittant directement la cible et en partie absorbée, et de la luminance provenant de l'environnement de la cible et parvenant au capteur après diffusion (Tanré, 1990) (voir Figure 2a). Les luminances provenant de la cible et de son environnement dépendent de leur éclairement. Celui-ci peut être considéré comme étant la somme des éclairissements solaires direct et diffus reçus par la cible et son environnement. L'éclairement diffus correspond à l'éclairement solaire reçu par la cible et son environnement après plusieurs réflexions sur le sol et diffusions successives (Tanré, 1990) (voir Figure 2b). La formulation mathématique de ces phénomènes a permis d'écrire la luminance spectrale mesurée par le capteur L^* comme une fonction de la réflectance de surface de la cible ρ_c , de la réflectance de son environnement spatial supposé homogène ρ_e et de la réflectance atmosphérique ρ_a (voir équation (3)) (Tanré, 1990). L'absorption moléculaire, prise en compte par le facteur de transmission gazeuse t_g a été découplée des autres phénomènes d'absorption et de diffusion caractérisés par l'épaisseur optique de l'atmosphère τ dans le calcul des termes $e^{-\tau \mu_s}$, t_d^s et t_d^v . La transmission gazeuse n'est considérée que sur les trajets directs du rayonnement, du soleil vers la cible et de la cible vers le capteur (Tanré et al., 1990).

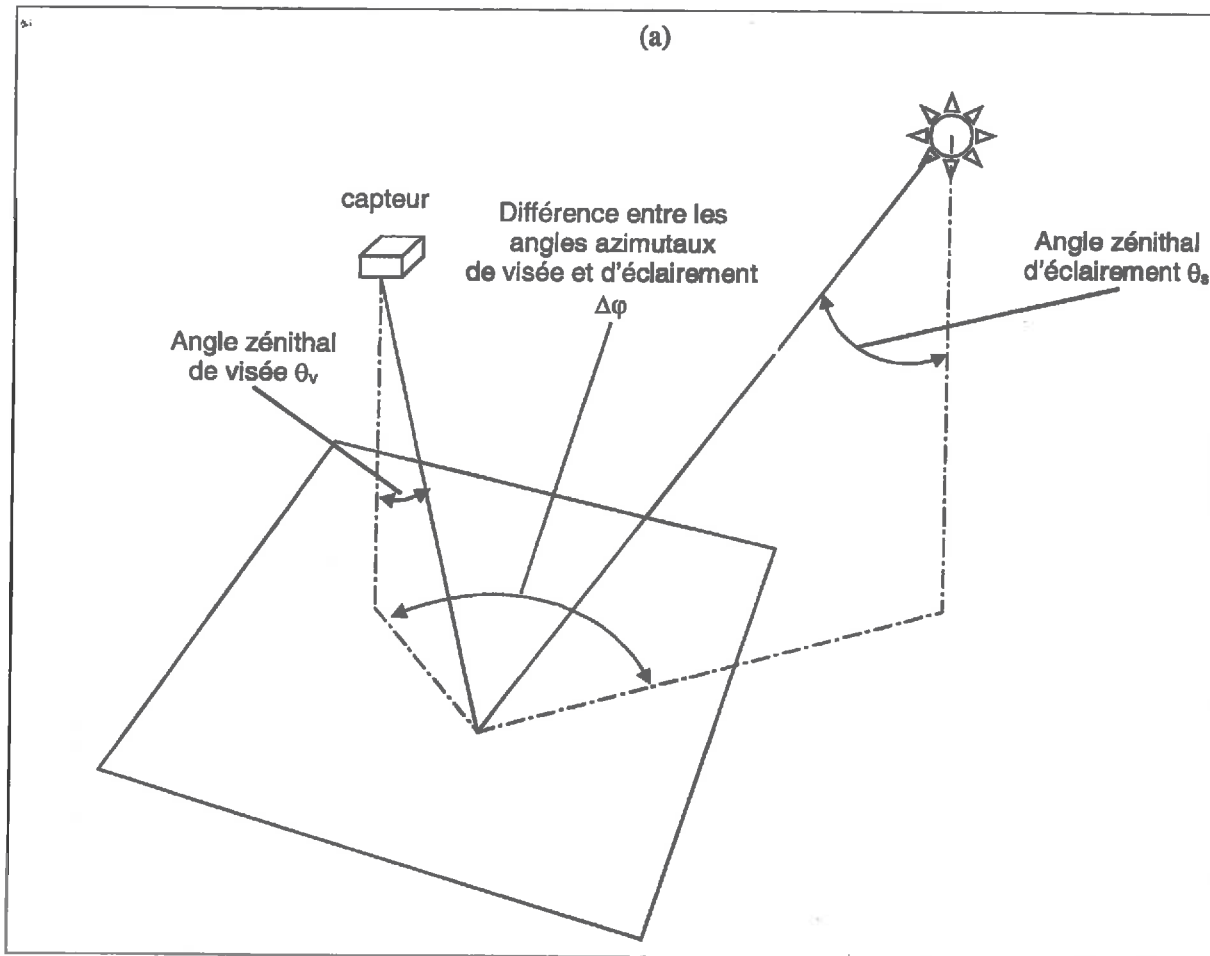


Figure 3 : Représentation des angles décrivant la géométrie d'éclairement et la géométrie de visée de la scène (d'après Lillesand et Kiefer, 1987).

$$L^* = \frac{\mu_s E_s}{\pi} t_g \left\{ \rho_a + \left[e^{-\tau/\mu_s} + t d_s \right] \frac{[\rho_c e^{-\tau/\mu_v} + \rho_e t d_v]}{1 - \rho_e s} \right\} \quad (3)$$

où :

$t d_s$ et $t d_v$ sont les facteurs de transmission diffus (par les aérosols et les molécules) sur le trajet descendant (du soleil vers la cible) et sur le trajet montant (de la cible vers le capteur).

μ_s et μ_v décrivent la géométrie d'éclairement et de visée de la cible et de son environnement (voir Figure 3).

$\mu_s = \cos(\theta_s)$ où θ_s est l'angle zénithal d'éclairement

$\mu_v = \cos(\theta_v)$ où θ_v est l'angle zénithal de visée

$\Delta\Phi$ est la différence entre angles azimutaux d'éclairement et de visée ($\Delta\Phi = \phi_s - \phi_v$)

E_s est l'éclairement solaire extra-atmosphérique

s est l'albédo sphérique de l'atmosphère.

Sachant que la réflectance bidirectionnelle au sommet de l'atmosphère est le rapport de la luminance mesurée par le capteur, à la luminance qui serait réfléchiée dans le même angle solide par un réflecteur diffusant parfait et recevant le même éclairement (Guyot, 1989), on écrit ρ^* la réflec-

tance bidirectionnelle spectrale mesurée par le satellite :

$$\rho^* = t_g \left\{ \rho_a + \left[e^{-\tau/\mu_s} + t d_s \right] \frac{[\rho_c e^{-\tau/\mu_v} + \rho_e t d_v]}{1 - \rho_e s} \right\} \quad (4)$$

Cette dernière équation est appelée équation du transfert radiatif dans l'atmosphère. En supposant $t d_s$ petit (Ouaidrari et Vermote, 1999), on peut écrire (4) sous la forme d'une somme de signaux :

$$\rho^* = t_g \{ \rho_a + A \rho_c + B \rho_e \} \quad (5)$$

où $A = [e^{-\tau/\mu_s} + t d_s] e^{-\tau/\mu_s}$ et $B = [e^{-\tau/\mu_s} + t d_s] t d_v$

On distingue alors clairement le terme correspondant au signal utile provenant de la cible $A \rho_c$, et les termes non porteurs d'informations sur la cible, ρ_a provenant de l'atmosphère et $B \rho_e$ provenant de l'environnement de la cible, l'ensemble restant pondéré par le terme multiplicatif t_g représentant l'absorption moléculaire. Le poids des différents termes de l'équation dans le signal, dépend des conditions atmosphériques, de la nature des objets étudiés, de leur taille et de leur arrangement spatial.

Les capteurs sont équipés de bandes spectrales dans lesquelles ils présentent des réponses spectrales caractéristiques (voir Figure 4, dans le cas du capteur HRV2 de SPOT 2). Dans une perspective de correction des effets atmosphériques, les différents termes de l'équation du transfert radiatif devront être évalués pour chacune des bandes du capteur, par intégration spectrale.

2.4. Le modèle SMAC

Le modèle de correction atmosphérique SMAC (Simplified Method for Atmospheric Correction) (Rahman et Dedieu, 1994) simule, dans le domaine optique, une réflectance bidirectionnelle au sommet de l'atmosphère à partir d'une réflectance bidirectionnelle à la surface terrestre.

2.4.1. Hypothèses du modèle

Ce modèle fait l'hypothèse que l'équation monochromatique du transfert radiatif dans l'atmosphère (4) est toujours valable pour des bandes spectrales suffisamment étroites (Rahman et Dedieu, 1994). SMAC ignore les variations verticales des propriétés optiques de l'atmosphère (Atzberger, 1998), et suppose que la surface visée est lambertienne. Pour le calcul du facteur de transmission gazeuse dans le cas de la correction d'une image SPOT, le modèle a besoin d'être renseigné sur la composition de l'atmosphère en vapeur d'eau et en ozone. Dans le cas de capteurs différents, il est possible d'entrer dans le programme des valeurs de teneurs en oxygène, dioxyde de carbone et méthane, si les bandes spectrales considérées présentent des pics d'absorption de ces gaz. Dans sa version initiale, le modèle

néglige les effets d'environnement considérant que la cible mesure plus de 1 km de diamètre. L'équation du transfert radiatif dans l'atmosphère (4) est alors :

$$\rho^* = t_g \left\{ \rho_a + [e^{-\tau/\mu_s} + t d_s] [e^{-\tau/\mu_v} + t d_v] \frac{\rho_c}{1 - \rho_{cs}} \right\} = t_g \left\{ \rho_a + T(\theta_s) T(\theta_v) \frac{\rho_c}{1 - \rho_{cs}} \right\} \quad (6)$$

où $T(\theta_s)$ et $T(\theta_v)$ sont les transmissions atmosphériques totales. De la même façon que pour l'équation (4), on peut simplifier cette formulation en :

$$\rho^* = t_g \{ \rho_a + (A + B) \rho_c \} = t_g \{ \rho_a + C \rho_c \} \quad (7)$$

Dans le cas d'images SPOT de résolution spatiale 20 m, nous ne pouvons négliger les effets d'environnement. Nous modifions donc le modèle SMAC afin qu'il reprenne le formalisme de l'équation (4) dans son intégralité :

$$\rho^* = t_g \left\{ \rho_a + T(\theta_s) \frac{[\rho_c e^{-\tau/\mu_s} + \rho_c t d_v]}{1 - \rho_{cs}} \right\} \quad (8)$$

2.4.2. Equations du modèle et coefficients

Chacun des termes des équations (6) ou (8) décrivant un processus particulier d'interaction entre le rayonnement électromagnétique et l'atmosphère, est lui-même défini par une ou plusieurs équations semi-empiriques (Rahman et Dedieu, 1994). Dans la version initiale du modèle, les coefficients de ces équations sont obtenus par ajustement en mode direct aux résultats fournis par un modèle plus complexe choisi comme référence, 5S (Tanré et al., 1990), pour une large gamme de conditions atmosphériques et de géométries d'acquisition. Cette

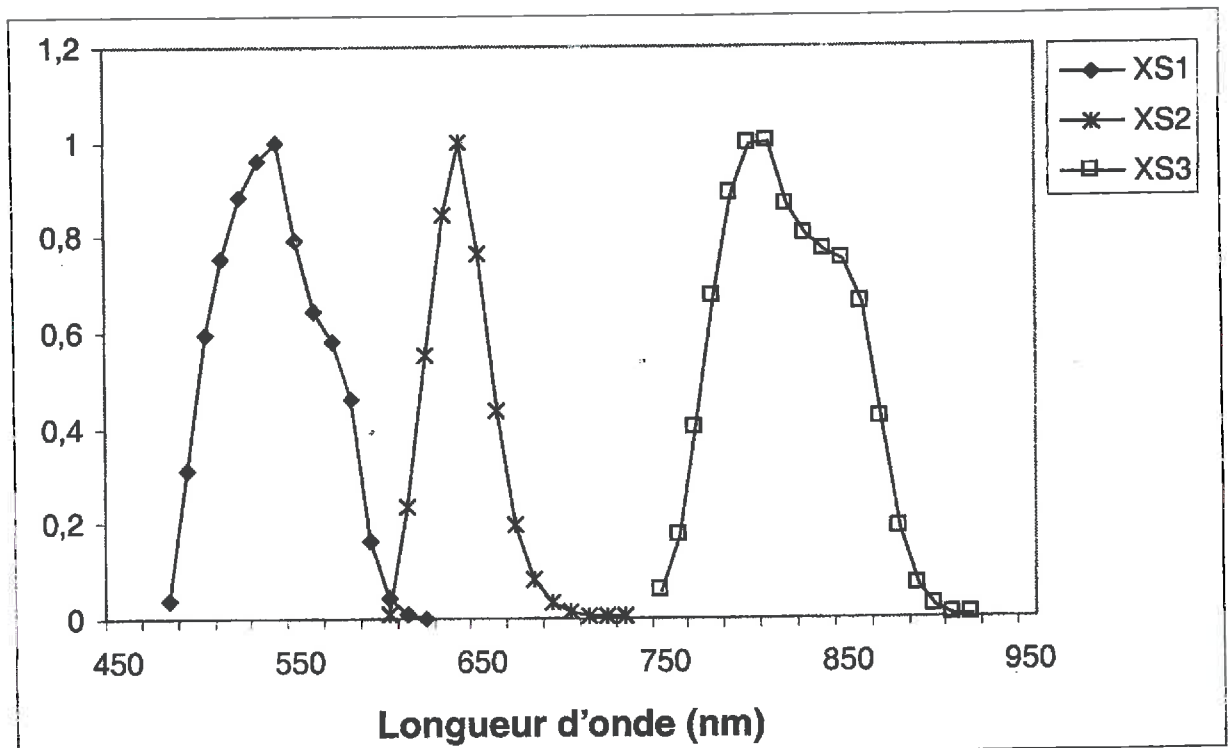


Figure 4 : Sensibilité spectrale en mode XS du capteur HRV2 de SPOT 2 (d'après Henry et al., 1996).

paramétrisation a depuis été réactualisée à l'aide du modèle 6S (Vermote et al., 1997). Les coefficients des équations sont calculés pour chaque bande spectrale (Berthelot et al., 1997) et pour une large gamme de capteurs (HRV1 et HRV2 de SPOT 1, 2 et 3, LANDSAT 5, Météosat, plusieurs capteurs de NOAA, etc.). Pour une bande spectrale donnée, 6S calcule chaque terme par pas de 5 nm et intègre ensuite la réflectance spectrale ρ^* sur l'ensemble de la bande spectrale. L'approche de Rahman et Dedieu, ne considérant qu'une valeur moyenne sur la bande spectrale pour chaque terme dans les équations (6) ou (8), est particulièrement économe en temps de calculs, puisqu'il n'est plus nécessaire de réaliser d'intégrations (Rahman et Dedieu, 1994). Le temps de calcul de SMAC est réduit d'un facteur cent par rapport à 6S. Il peut également être utilisé en mode inverse, c'est-à-dire qu'il calcule aisément une réflectance de surface à partir d'une réflectance au sommet de l'atmosphère (Atzberger, 1998).

Nous citons ici quelques-unes des équations du modèle.

- calcul du facteur de transmission gazeuse

Pour un gaz donné, c'est une fonction de la quantité de gaz et de la masse d'air (Rahman et Dedieu, 1994) :

$$t_{gi}(\theta_s, \theta_v) = \exp(a(mU)^n) \quad (9)$$

où m est la masse atmosphérique : $m = 1/\cos(\theta_s) + 1/\cos(\theta_v)$ (longueur du chemin optique

dans l'atmosphère comparativement à un parcours selon la verticale),

U est la quantité intégrée de gaz sur la hauteur d'atmosphère,

a et n sont des coefficients constants pour une bande spectrale et un gaz donnés, ajustés aux résultats du code 6S.

Si l'on prend en compte plusieurs gaz, le facteur global de transmission gazeuse est obtenu par multiplication des facteurs individuels :

$$t_g = \prod_1^n t_{gi} \quad (10)$$

- calcul de la transmission atmosphérique totale

Elle est exprimée de façon empirique comme une fonction de l'épaisseur optique des aérosols à 550 nm, et de la géométrie d'éclairement et de visée (Rahman et Dedieu, 1994) :

$$T(\theta) = [e^{-\tau/\mu} + \tau d] = a_0 + a_1 \frac{\tau_{550}}{\cos(\theta)} + a_2 \frac{1}{1 + \cos(\theta)} \quad (11)$$

où a_0 , a_1 et a_2 sont des coefficients ajustés pour une bande spectrale et un type d'aérosols donnés. τ_{550} est l'épaisseur optique des aérosols à 550 nm.

- calcul de la réflectance atmosphérique

Elle s'écrit comme la somme de la réflectance atmosphérique moléculaire et de la réflectance atmosphérique des aérosols (Rahman et Dedieu, 1994) :

$$\rho_a = \rho_{ar} + \rho_{ap} \quad (12)$$

Paramètre	Signification	Source	Mode de calcul	Unité dans la source	Unité dans SMAC
θ_s	Angle zénithal d'éclairement	Fichier SpotImage	$\theta_s = 90$ -angle d'élevation du soleil	degrés	radians
φ_s	Angle azimutal d'éclairement	Fichier SpotImage	$\varphi_s =$ azimut du soleil	degrés	radians
θ_v	Angle zénithal de visée	Fichier SpotImage	$\theta_v =$ angle d'incidence	degrés	radians
φ_v	Angle azimutal de visée	Fichier SpotImage	$\varphi_v =$ angle d'orientation + 90° si le satellite est à l'est de la scène (convention "R" pour "Right") $\varphi_v =$ angle d'orientation + 270° si le satellite est à l'ouest de la scène (convention "L" pour "Left")	degrés	radians
u_{H_2O}	Contenu de l'atmosphère en vapeur d'eau	Météo France	Contenu intégré de vapeur d'eau à l'altitude du satellite	kg·m ⁻²	g·cm ⁻²
u_{O_3}	Contenu de l'atmosphère en ozone	Fichier de statistiques établies par le CNES	Teneur en ozone en fonction du jour et de la latitude	cm·atm	cm·atm
τ_{550}	Epaisseur optique des aérosols à 550 nm	Mesures au sol au Photomètre solaire Météo France	$\tau_{550} = \tau(\lambda_i) \left[\frac{550}{\lambda_i} \right]^{-\alpha}$ $\alpha =$ coefficient d'Angström (Faizoun et al, 1994) $\tau_{550} = a + b \times$ Visibilité (Mc Clatchey et al., 1971)	m ² ·m ⁻² Visibilité en km	m ² ·m ⁻² m ² ·m ⁻²

Tableau 3 : Liste des paramètres du modèle SMAC, et de leur mode de calcul.

	Valeurs prises par défaut	Valeurs prises pour l'analyse de sensibilité
$\theta_s \varphi_s$	(30, 162) degrés	(49, 167) ; (38, 168) ; (30, 166) ; (27, 162) ; (31, 162) ; (39, 166) ; (50, 172) degrés.
$\theta_v \varphi_v$	(21, 286) degrés	(0, 286) ; (5, 286) ; (10, 286) ; (15, 286) ; (20, 286) ; (25, 286) ; (30, 286) degrés
uH_2O	1,91 g·cm ⁻²	1,3 ; 1,4 ; 1,5 ; 1,6 ; 1,7 ; 1,8 ; 1,9 ; 2,0 ; 2,1 ; 2,2 ; 2,3 g·cm ⁻²
uO_3	0,3 atm·cm	0,25 ; 0,26 ; 0,27 ; 0,28 ; 0,29 ; 0,30 ; 0,31 ; 0,32 ; 0,33 ; 0,34 ; 0,35 atm·cm
τ_{550}	0,227 cm ² ·cm ⁻²	0,2 ; 0,25 ; 0,3 ; 0,35 ; 0,4 ; 0,45 ; 0,5 cm ² ·cm ⁻²

Tableau 4 : Valeurs prises par les différents paramètres de SMAC au cours de l'analyse de sensibilité ; les valeurs centrales sont indiquées en gras.

Chacun de ces termes ρ_{ar} et ρ_{ap} est calculé par une équation faisant intervenir les fonctions de phase de diffusion (prise en compte de la non-isotropie de la diffusion), la géométrie d'éclairement et de visée, l'épaisseur optique des aérosols à 550 nm (dans le calcul de ρ_{ap}), et plusieurs coefficients.

2.4.3. Paramètres du modèle

SMAC possède deux types de paramètres d'entrée: ceux caractérisant la géométrie de visée et la géométrie d'éclairement, et ceux caractérisant l'atmosphère moyenne au-dessus de la cible au moment de la mesure. Ces paramètres et leur mode d'obtention ou de calcul, dans le cas d'une image SPOT, sont présentés dans le **Tableau 3**.

3. EVALUATION DU POIDS DES EFFETS ATMOSPHÉRIQUES SUR LE SIGNAL MESURÉ AU NIVEAU DU SATELLITE, GRÂCE AU MODÈLE SMAC

Nous avons réalisé une analyse de sensibilité du modèle SMAC à ses paramètres d'entrée et à la variable ρ_e (voir équation (8)), afin d'analyser dans quelles proportions le signal radiométrique peut être modifié d'une part par chacun des composants de l'atmosphère, d'autre part par la géométrie d'acquisition, et enfin par l'environnement spatial de la cible.

3.1. Méthode

2.1.1. Gamme de variations des paramètres d'entrée et de ρ_e

Nous avons fait varier chacun des paramètres en nous limitant aux types de configurations rencontrées par SPOT sous nos latitudes (voir **Tableau 4**). Les teneurs en vapeur d'eau uH_2O et en ozone uO_3 , correspondent à des gammes de valeurs que l'on peut rencontrer au cours de l'année; l'épaisseur optique des aérosols τ_{550} prend des valeurs caractérisant une atmosphère peu turbide (0,2) à une atmosphère très turbide (0,5). Les couples (θ_s, φ_s) ont été déterminés pour des mesures réalisées en milieu de journée, sur un site au nord de la France, du mois de mars (valeurs pour le premier couple) au mois de septembre (valeurs pour le dernier couple), la valeur centrale étant celle du mois de juin ; les couples (θ_v, φ_v) ont été déterminés en faisant varier l'angle de prise de vue de SPOT entre ses deux extrêmes, -27° et $+27^\circ$; l'angle azimutal de visée est supposé constant.

Nous avons fait varier la réflectance de l'environnement ρ_e (voir équation (8)) suivant les cas d'un cinquième à cinq fois la valeur de la réflectance de surface de la cible dans le visible, et d'un tiers à trois fois la valeur de la réflectance de surface de la cible dans le proche infra-rouge. Ces valeurs ont été établies à partir de situations réelles en considérant un environnement de 300 mètres de rayon autour de cibles dont la taille représente 80 mètres sur 80 mètres (quatre pixels SPOT).

Réflectance de surface	Vert	Rouge	PIR
Limon moyen humide	0,05	0,10	0,17
Sol crayeux sec	0,25	0,28	0,37
Couvert végétal	0,08	0,05	0,50

Tableau 5 : Réflectances de surface ρ_e de trois surfaces utilisées pour l'analyse de sensibilité de SMAC : un sol de limon humide, un sol crayeux sec, et une végétation verte couvrante en pleine croissance (extrait de Duke, 1997).

	a_{H2O}	a_{O3}	n_{H2O}	n_{O3}
Vert	$-7,2 \cdot 10^{-4}$	$-6,8 \cdot 10^{-2}$	$8,0 \cdot 10^{-1}$	$9,9 \cdot 10^{-1}$
Rouge	$-3,1 \cdot 10^{-3}$	$-8,0 \cdot 10^{-2}$	$8,1 \cdot 10^{-1}$	1,0
PIR	$-2,7 \cdot 10^{-2}$	$-3,4 \cdot 10^{-4}$	$5,9 \cdot 10^{-1}$	1,0

Tableau 6 : Valeurs des coefficients a_i et n_i de SMAC pour le calcul des facteurs de transmission gazeuse de la vapeur d'eau et de l'ozone.

Les valeurs attribuées par défaut aux paramètres, sont celles de l'image SPOT du 24 juillet 1995. L'analyse de sensibilité de SMAC à ses paramètres a été réalisée en considérant les effets d'environnement comme négligeables (voir équation (6)).

3.1.2. Mesure de la sensibilité

Nous avons appliqué notre analyse au cas de trois surfaces aux propriétés optiques différentes, et nous avons observé pour chacune d'elle la variation de la réflectance simulée par SMAC au sommet de l'atmosphère en fonction de la variation d'un paramètre donné ou de ρ_e , et ceci dans les trois canaux de SPOT. Ces trois surfaces considérées lambertiennes sont un sol de limon moyen humide peu réfléchissant, un sol crayeux sec très réfléchissant, et une végétation verte couvrante en pleine croissance, dont les réflectances dans le vert, le rouge et le proche infra-rouge sont indiquées dans le Tableau 5.

La sensibilité du signal à un paramètre donné ou à ρ_e a été appréciée au travers de la variation de l'écart relatif de la réflectance au sommet de l'atmosphère ρ^* à sa valeur au centre en fonction des valeurs du paramètre ou de ρ_e/ρ_c . L'écart relatif de ρ^* à sa valeur au centre est le rapport :

$$y = \frac{\rho^*(x) - \rho^*(x_c)}{\rho^*(x_c)} \quad (13)$$

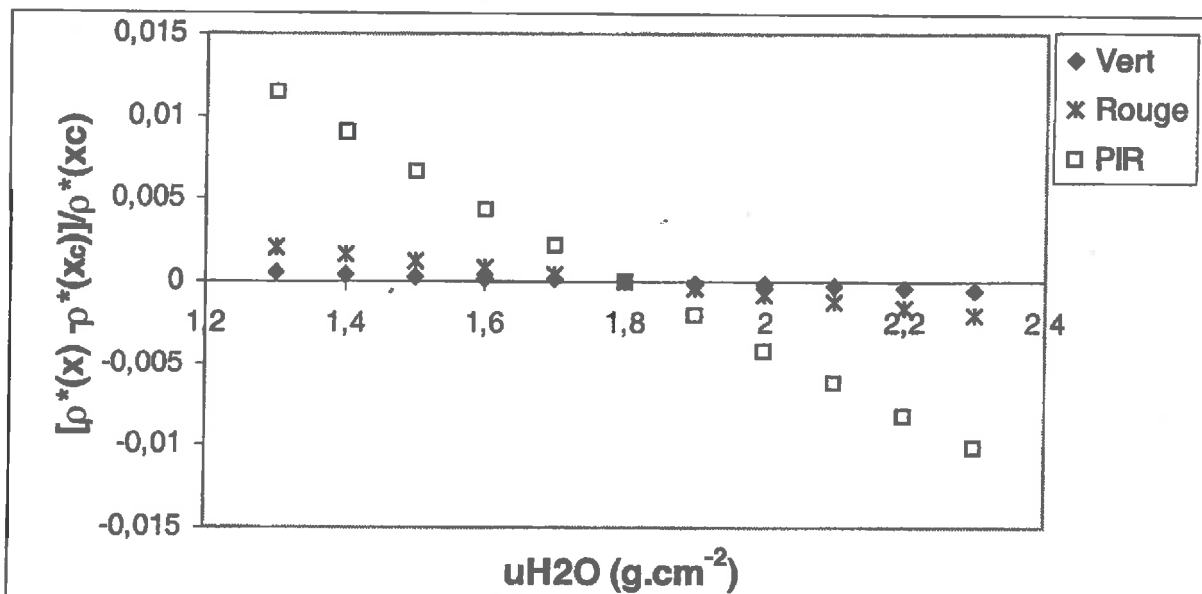


Figure 5 : Sensibilité du signal à la teneur de l'atmosphère en vapeur d'eau dans le cas d'un couvert végétal en pleine croissance.

où x représente une valeur donnée d'un paramètre ou de ρ_e/ρ_c , et x_c la valeur centrale du paramètre ou la valeur $\rho_e/\rho_c = 1$.

Cette représentation offre la possibilité de comparer entre elles les sensibilités à différents facteurs atmosphériques.

3.2. Résultats

3.2.1 Effets liés à la composition de l'atmosphère

- Sensibilité du signal à la teneur en vapeur d'eau (Figure 5)

L'effet de l'absorption gazeuse est indépendant du niveau de réflectance de surface, et n'a donc été présenté que dans le cas du couvert végétal. Les courbes seraient identiques dans le cas des sols limoneux et crayeux. La réflectance mesurée au niveau du capteur diminue avec l'augmentation de la teneur en vapeur d'eau de l'atmosphère. La sensibilité du signal est la plus forte dans le canal proche infra-rouge, ce qui est cohérent avec le fait que ce canal présente une bande d'absorption de l'eau autour de $0,8 \mu\text{m}$ (cf I.1.a.). Cela se traduit dans le modèle SMAC par un coefficient a_{H2O} du terme t_{8H2O} de l'équation (9) nettement plus élevé en valeur absolue dans le canal proche infra-rouge que dans les deux autres canaux, et un coefficient n_{H2O} plus petit (voir Tableau 6). Le signal ne varie pas de plus de 1,2% autour de sa valeur au centre

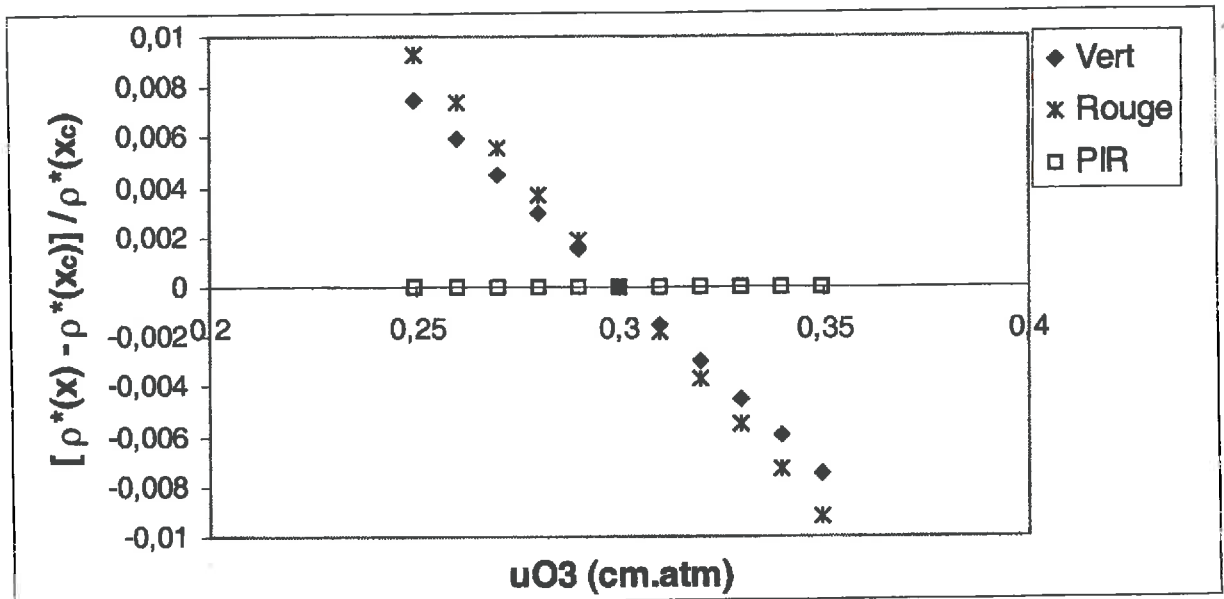


Figure 6 : Sensibilité du signal à la teneur de l'atmosphère en ozone dans le cas d'un couvert végétal en pleine croissance.

lorsque la vapeur d'eau de l'atmosphère est comprise entre 1,3 g·cm⁻² et 2,3 g·cm⁻².

- Sensibilité du signal à la teneur en ozone (Figure 6)

De la même façon que pour la vapeur d'eau, la réflectance au sommet de l'atmosphère diminue avec l'augmentation de la teneur en ozone de l'atmosphère. Le signal n'est perturbé que dans les canaux présentant une bande d'absorption de l'ozone autour de 0,6 μm (cf I.1.a.). Cela se traduit par des valeurs absolues du coefficient a_{O_3} de l'équation (9) plus élevées dans les canaux du visible (voir Tableau 6). Le signal ne varie pas de plus de 1% autour de sa valeur au centre, lorsque la teneur en ozone de l'atmosphère est comprise entre 0,25 et 0,35 cm·atm.

- Sensibilité du signal à l'épaisseur optique des aérosols (Figure 7)

La variation est monotone, quel que soit le type de surface et la bande spectrale considérés. La pente de la relation, qui caractérise la sensibilité du signal au paramètre τ_{550} , dépend du niveau de réflectance de la surface. Lorsque ce dernier est faible (Figures 7a et 7c), la réflectance mesurée au niveau du capteur augmente avec l'épaisseur optique des aérosols alors que c'est l'inverse lorsque le niveau de réflectance de surface est élevé (Figure 7b). Ce résultat est lié au fait que ρ^* s'écrit comme la somme de deux fonctions de τ_{550} (voir équation (7)) :

$$\rho^*(\tau_{550}) = t_g \{ \rho_a(\tau_{550}) + \rho_c C(\tau_{550}) \} \quad (14)$$

En dérivant chacune des fonctions, on montre que :

$\frac{d\rho_a}{d\tau_{550}}$ est une somme d'exponentielles, donc toujours positive,

$\frac{dC}{d\tau_{550}}$ est un polynôme du premier degré, toujours négatif (τ_{550} étant compris entre 0 et 1). Sachant que t_g et ρ_c sont positifs, $\rho^*(\tau_{550})$ est la somme d'une fonction croissante et d'une fonction décroissante de τ_{550} . Lorsque ρ_c est petit, $\rho^*(\tau_{550}) \approx t_g \rho_a(\tau_{550})$, $\rho^*(\tau_{550})$ est donc croissante. A partir d'un certain niveau de ρ_c , le terme $C\rho_c(\tau_{550})$ de l'équation (14) impose son sens de variation à l'ensemble du signal et $\rho^*(\tau_{550})$ devient alors décroissante.

L'analyse de sensibilité a ici permis de mettre en évidence et de quantifier une combinaison d'effets sur le signal.

Quel que soit son sens de variation, le signal peut varier de 6 à 8% autour de sa valeur en fonction de l'épaisseur optique des aérosols, dans les conditions que nous nous sommes données.

3.2.2. Effets liés à la géométrie d'éclairage et de visée

L'effet de la hauteur du soleil sur le signal mesuré par le capteur, est apprécié en faisant varier le couple de paramètres (θ_s, φ_s) selon les valeurs du Tableau 4. La réponse du signal aux variations de (θ_s, φ_s) dépend du niveau de réflectance de la surface (Figure 8).

Dans le modèle SMAC, le terme ρ_a et les termes t_g et $T(\theta_s)$ prenant en compte les phénomènes de diffusion et d'absorption, dépendent de la hauteur du soleil. Plus le trajet parcouru par le rayonnement entre le soleil et la cible est long (θ_s élevé), plus ce dernier est soumis à des phénomènes d'absorption et de diffusion. Le terme $C\rho_c$ de l'équation (7) diminue donc lorsque θ_s augmente, à la différence de ρ_a qui augmente avec θ_s . Ainsi, lorsque la réflectance de surface ρ_c est élevée, le terme $C\rho_c$ de

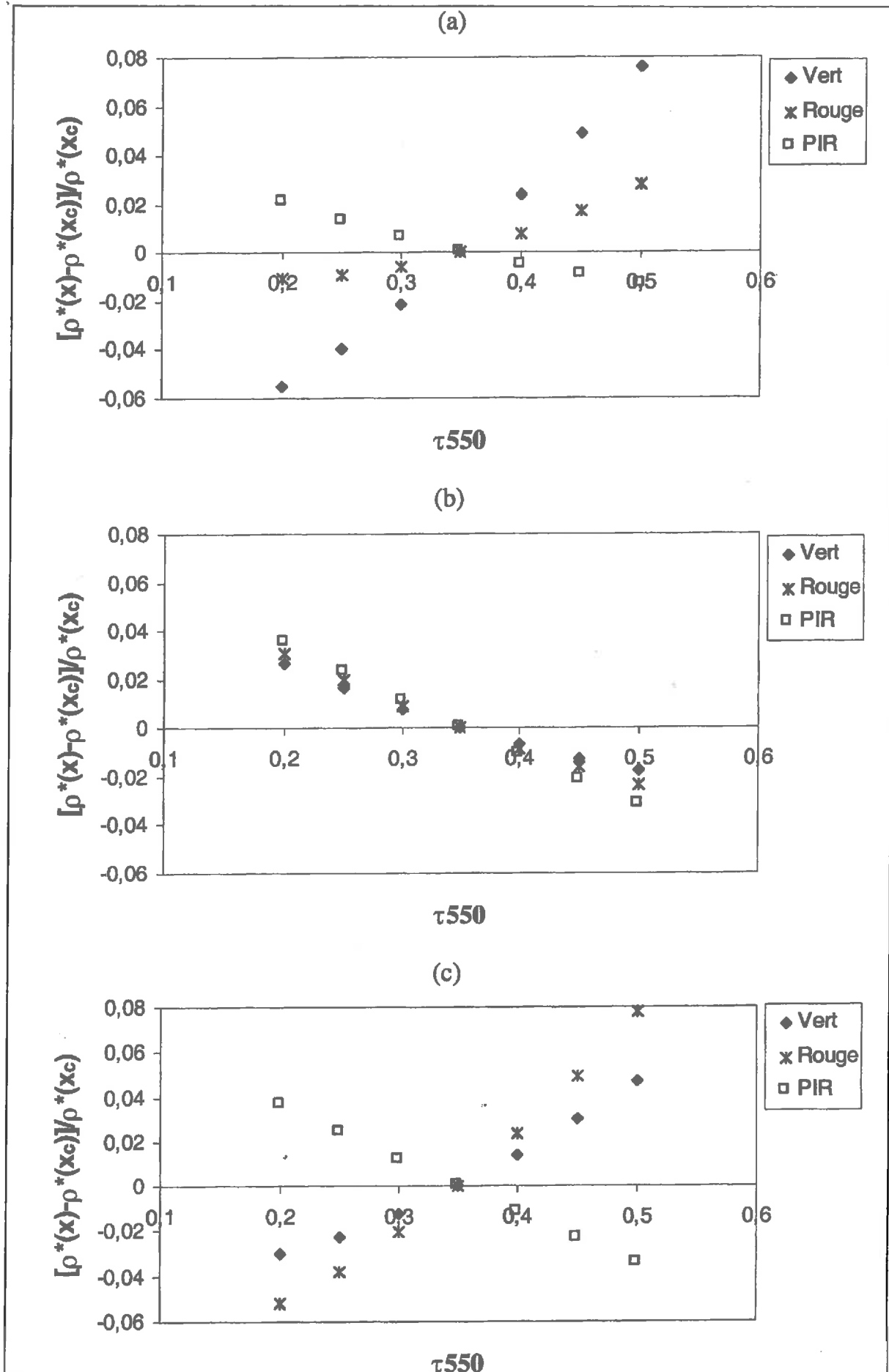


Figure 7 : Sensibilité du signal à l'épaisseur optique des aérosols (a) dans le cas d'un sol limoneux humide (b) dans le cas d'un sol crayeux sec (c) dans le cas d'un couvert végétal en pleine croissance.

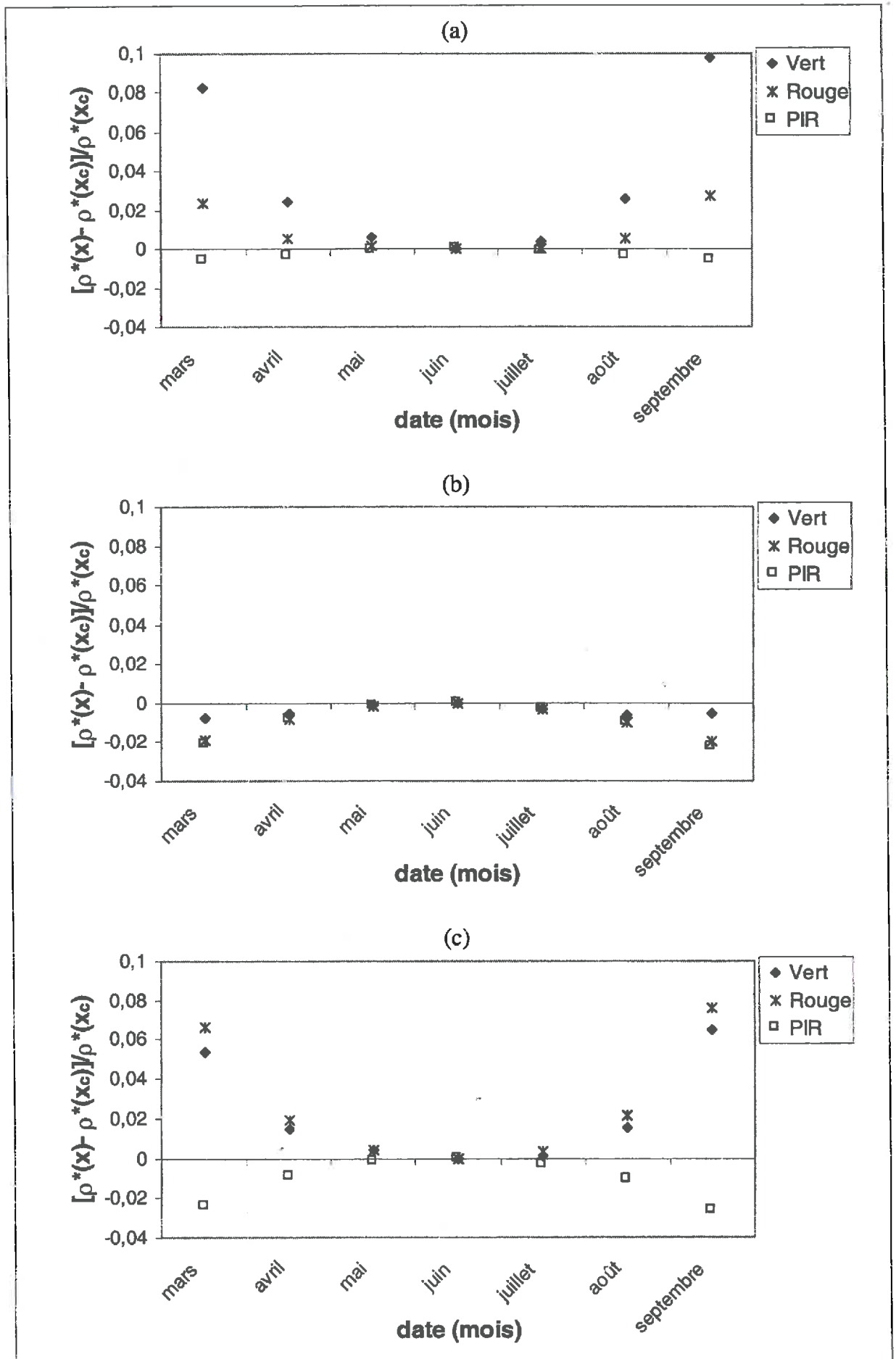


Figure 8 : Sensibilité du signal à la géométrie d'éclairage (a) dans le cas d'un sol limoneux humide (b) dans le cas d'un sol crayeux sec (c) dans le cas d'un couvert végétal en pleine croissance.

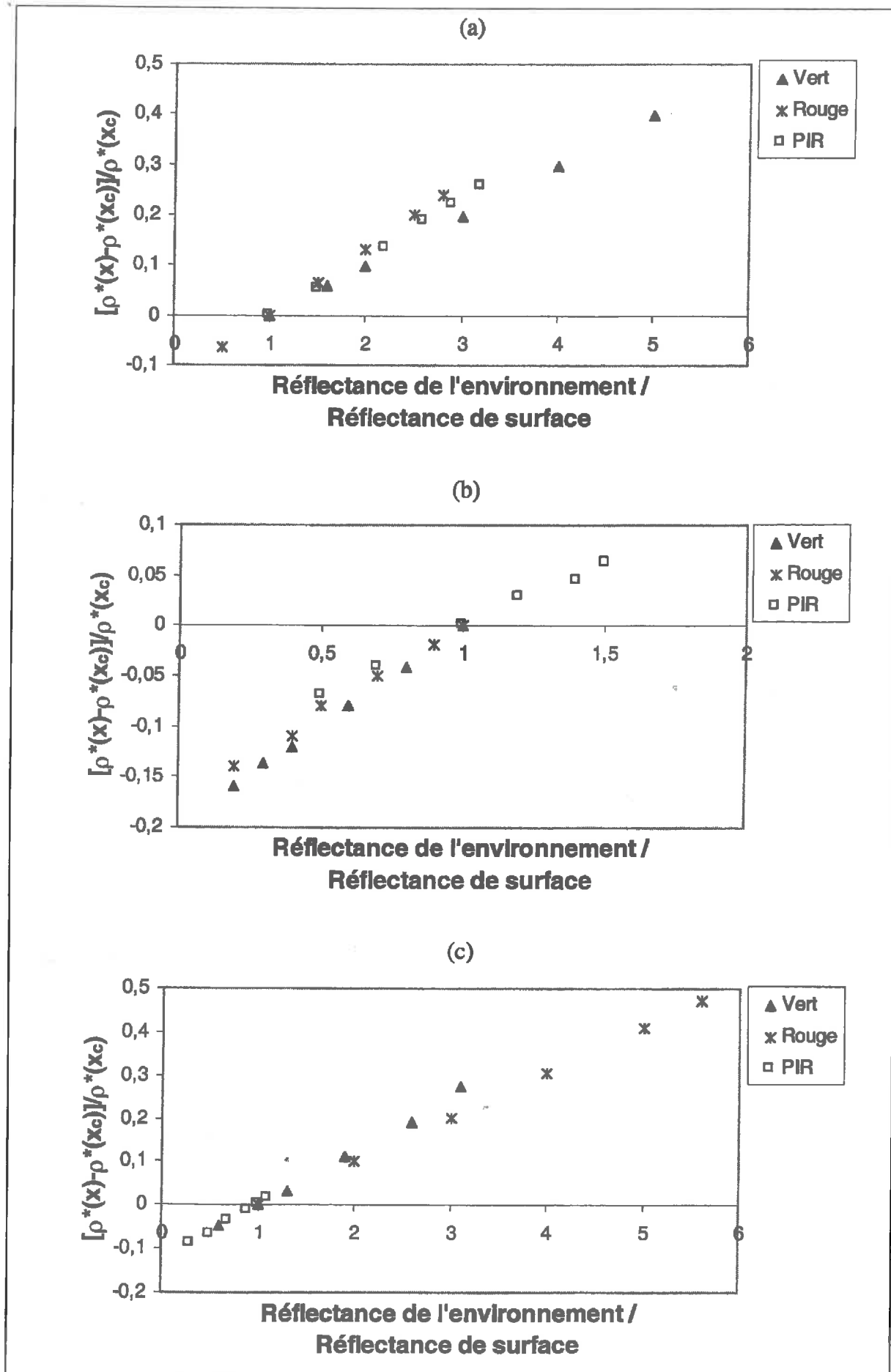


Figure 9 : Sensibilité du signal à la contribution de l'environnement (a) dans le cas d'un sol limoneux humide (b) dans le cas d'un sol crayeux sec (c) dans le cas d'un couvert végétal en pleine croissance.

date	SPOT	HRV	uH2O (g·cm ⁻²)	uO3 (cm·atm)	τ_{550}	θ_s (degrés)	θ_v (degrés)	$\Delta\phi$ (degrés)
5 mai 1995	3	1	1,58	0,35	0,277	34	17	120
24 juillet 1995	2	2	1,32	0,30	0,268	30	21	125
3 août 1995	3	1	1,35	0,29	0,277	36	26	48

Tableau 7 : Caractéristiques atmosphériques et de géométrie d'acquisition des trois images SPOT du site de Marle.

l'équation (7) domine le terme ρ_a , et la réflectance mesurée par le capteur diminue avec la hauteur du soleil (θ_s augmente) (voir Figure 8b). Pour de faibles valeurs de réflectance de surface (voir Figures 8a et 8c), la réponse du signal est inverse.

Le signal peut varier de 25 % autour de sa valeur au centre lorsque la hauteur du soleil varie entre 40° ($\theta_s = 50$ degrés) et 63° ($\theta_s = 27$ degrés).

En ce qui concerne la sensibilité du signal à la géométrie de visée, les conclusions sont identiques puisque les trajets montant et descendant sont interchangeables. La gamme de variation de θ_v étant plus étroite que celle de θ_s (voir Tableau 4), la sensibilité du signal mise en évidence est simplement moins importante (variation d'au plus 3 % du signal autour de sa valeur au centre).

3.2.3. Effets liés à la contribution de l'environnement dans le signal (Figure 9)

L'erreur entraînée par la non prise en compte des effets d'environnement augmente avec le contraste entre la cible et son environnement (voir Figure 9). Lorsque $\rho_e = 0,5\rho_c$, ρ^* varie de 7 % autour de sa valeur, lorsque $\rho_e = 2\rho_c$, ρ^* varie de 10 % autour de sa valeur, et lorsque $\rho_e = 3\rho_c$, ρ^* varie entre 20 % et 25 % autour de sa valeur, dans les conditions atmosphériques et avec la géométrie d'acquisition choisies pour notre analyse. En valeur absolue, lorsque $\rho_e = 1,5\rho_c$, on obtient un écart entre ρ^* (calculé sans prise en compte de l'environnement) et ρ^{*e} (calculé avec prise en compte de l'environnement), de 0,01 dans le visible et de 0,02 dans le proche infra-rouge. Ces résultats ont été obtenus dans le cas d'une atmosphère peu turbide (dans notre analyse, $\tau_{550} = 0,227$ par défaut). Or, l'écart entre ρ^* et ρ^{*e} dépend de τ_{550} . En effet, à partir des équations (5) et (7) on a :

$$\rho^{*e} - \rho^* = t_z (\rho_e - \rho_c) B(\tau_{550}) \quad (15)$$

Cet écart serait donc plus important dans le cas d'une atmosphère plus turbide. Il serait alors nécessaire de prendre en compte un environnement plus large autour de la cible. Une amélioration pourrait être apportée au modèle par l'introduction d'une fonction de structure donnant aux pixels d'environnement un poids relatif à leur distance à la cible (Tanré et al., 1981).

Cette analyse de sensibilité a montré que, parmi les caractéristiques optiques de l'atmosphère,

l'épaisseur optique des aérosols est non seulement la grandeur physique qui entraîne le plus de perturbations du signal mais aussi la plus difficile à déterminer avec justesse. Si la géométrie d'acquisition, et plus particulièrement la géométrie d'éclairage, intervient également dans la déformation du signal, elle pose moins de problèmes car elle est généralement très bien connue et donc correctement prise en compte. Enfin, la contribution de l'environnement spatial de la cible dans le signal est d'autant moins négligeable en haute résolution que le contraste entre la cible et son environnement est fort et que l'atmosphère est turbide.

4. APPLICATION DU MODÈLE SMAC À L'EXTRACTION DE VALEURS DE RÉFLECTANCES À PARTIR D'UNE IMAGE SPOT

Il s'agit ici d'utiliser SMAC en sens inverse et dans sa version avec prise en compte de la réflectance propre de l'environnement spatial de la cible, sur trois images SPOT d'un même site. Nous avons testé les performances du modèle pour l'extraction de valeurs moyennes de réflectance de surface, pour l'analyse multi-temporelle d'images, et pour la restitution de la variance du signal.

4.1. Matériels et méthodes

4.1.1. Les données

Nous disposons de trois images SPOT XS (20 m de résolution) acquises les 5 mai, 24 juillet et 3 août 1995, au-dessus du bassin sucrier de Marle dans l'Aisne. Les caractéristiques optiques de l'atmosphère et les angles d'acquisition de ces images figurent dans le Tableau 7.

Nous disposons de mesures de réflectance au sol pour l'une des trois dates. Sept cibles de 80 m sur 80 m ont été définies sur sept parcelles agricoles portant des cultures différentes (3 cultures d'hiver et 4 cultures de printemps) dans le bassin sucrier. Des mesures de réflectances ont été réalisées avec un radiomètre Cimel à trois bandes (500-590 μm , 620-680 μm , 790-890 μm) par échantillonnage sur ces sept cibles le 26 juillet 1995, c'est-à-dire deux jours après l'acquisition de la deuxième image, à une heure équivalente.

Pour les 3 dates d'acquisitions, le paramètre τ_{550} a été calculé à partir de la visibilité (τ_{550} prend des valeurs identiques les 5 mai et 3 août puisque les visibilités sont les mêmes à ces dates), uH_2O a été estimé par un modèle météorologique, et uO_3 a été tiré de tables en fonction de la date d'acquisition et des coordonnées du site. Quelle que soit la date, l'atmosphère est peu turbide, et la teneur en vapeur d'eau est plutôt faible pour la saison et la latitude ; les angles d'éclairement et de visée sont moyens (voir Tableau 7).

4.1.2. Adaptation du modèle SMAC

Nous avons introduit dans SMAC une formule d'étalonnage, permettant de calculer la réflectance au sommet de l'atmosphère à partir des comptes numériques d'une image SPOT :

$$\rho^* = CN \times \frac{\pi}{A_k G_{mk} \times E_k u(t) \times \mu_s} \quad (16)$$

ρ^* est la réflectance bidirectionnelle spectrale au sommet de l'atmosphère.

CN est le compte numérique lu sur l'image dont la valeur est généralement codée sur 8 bits.

A_k est le coefficient d'étalonnage absolu du capteur ($W^{-1} \cdot m^2 \cdot sr \cdot \mu m$).

G_{mk} est le coefficient de changement de gain de prise de vue ; $G_{mk} = 1,3^{-m}$ où m est le numéro de gain.

E_k est l'éclairement solaire équivalent ($W \cdot m^2 \cdot \mu m$)

$u(t)$ est le coefficient de correction de la distance Terre-Soleil moyenne

$$u(t) = \frac{1}{(1 - e \cdot \cos(n(t - t_0)))^2} \quad (\text{Henry et al., 1996})$$

avec :

e = excentricité de l'orbite (0,01673)

n = angle de rotation moyen (0,02172 rad/jour)

t = jour julien considéré (jours juliens comptés à partir du 01/01/1950)

$t_0 = 2$

μ_s est le cosinus de l'angle zénithal solaire

Le produit $A_k G_{mk}$ est directement donné dans les en-têtes des bandes magnétiques ("Absolute calibration gains"), mais peut être recalculé à l'aide des estimations les plus récentes et les plus justes des coefficients A_k , en suivant la méthode décrite par Henry et al (1996). Dans ce même document fourni par le CNES, on peut également trouver les valeurs des éclaircissements solaires équivalents (E_k) pour chaque canal de chaque capteur des satellites SPOT.

Puis nous avons inversé SMAC de façon à ce qu'il calcule la réflectance de surface de la cible, en fonction du compte numérique de la cible lu sur l'image, et de la réflectance de surface de l'environnement de la cible, selon l'équation :

$$\rho_c = \frac{(1 - \rho_e \cdot s)(\rho^*(CN) - t_g \cdot \rho_a)}{e^{-\tau/\mu_s} \cdot t_g \cdot T(\theta_s)} - \frac{t_d(\theta_v)}{e^{-\tau/\mu_s}} \cdot \rho_e \quad (17)$$

ρ_c est la réflectance de surface de la cible.

ρ_e est la réflectance de surface de l'environnement de la cible ; ρ_e est obtenu à partir du compte numérique de l'environnement de la cible, en utilisant SMAC une première fois en sens inverse et en considérant que $\rho_e = \rho_c$.

$\rho^*(CN)$ est la réflectance de la cible au sommet de l'atmosphère, calculée à partir du compte numérique selon l'équation (16).

4.1.3. Méthodes

Nous avons évalué les performances du modèle SMAC vis-à-vis de la restitution de réflectances au sol de trois manières différentes :

- en comparant les réflectances corrigées par SMAC sur l'image du 24 juillet 1995 avec les réflectances mesurées au sol sur les 7 cibles identifiées; nous avons évalué le gain apporté par la prise en compte de l'environnement en utilisant SMAC sous sa forme simplifiée (équation (6)) puis sous sa forme complexe (équation (8)). L'erreur entre la réflectance mesurée et la réflectance corrigée par SMAC a été calculée sous forme d'erreur moyenne d'estimation (RMSE) et d'erreur relative moyenne d'estimation (RRMSE) :

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum (\rho_{ca} - \rho_c)^2 \right)} \quad (18)$$

$$RRMSE = \frac{1}{\rho_{ca}} \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum (\rho_{ca} - \rho_c)^2 \right)} \quad (19)$$

- en faisant une analyse multi-temporelle qualitative des trois images SPOT corrigées par SMAC,

- en montrant la restitution de la variance de l'image opérée par le modèle.

4.2. Résultats

3.2.1. Comparaison avec des mesures au sol

La réflectance mesurée par le satellite est supérieure à la réflectance de surface dans le visible de 2 à 3 points, et inférieure dans le proche infrarouge d'environ 5 points (voir Tableau 8). Ceci s'explique par le fait que, si la réflectance de surface est faible (cas des couverts végétaux bien développés dans le visible), le phénomène dominant dans le signal est la réflectance atmosphérique, et la réflectance au sommet de l'atmosphère est alors plus élevée qu'en surface. En revanche, lorsque la réflectance de surface est forte (cas des couverts végétaux bien développés dans le proche infrarouge), la réduction du signal par l'absorption et la diffusion atmosphérique l'emporte, et la réflectance au sommet de l'atmosphère est alors plus faible

(a)

Moyenne des réflectances			Vert	Canal Rouge	PIR
Réflectance mesurée au niveau du satellite	Toutes cultures		0,118	0,109	0,353
Réflectance corrigée par SMAC à la surface	Toutes cultures	Sans environnement	0,086	0,098	0,395
		Avec environnement	0,086	0,097	0,404
	Avec prise en compte de l'environnement	Cultures d'hiver	0,091	0,137	0,238
		Cultures de printemps	0,083	0,066	0,529
Réflectance mesurée au sol	Toutes cultures		0,084	0,087	0,401

(b)

RMSE RRMSE (%)			Vert	Canal Rouge	PIR
Réflectance mesurée au niveau du satellite	Toutes cultures		0,036 42,3%	0,033 37,2 %	0,061 15,2%
Réflectance corrigée par SMAC à la surface	Toutes cultures	Sans environnement	0,008 10,0 %	0,023 25,8 %	0,027 6,8 %
		Avec environnement	0,009 11,0%	0,019 21,7 %	0,023 5,7 %
	Avec prise en compte de l'environnement	Cultures d'hiver	0,008 8,7 %	0,010 7,0 %	0,005 2,0%
		Cultures de printemps	0,010 13,1 %	0,024 48,3 %	0,030 5,8 %

Tableau 8 : (a) Réflectances moyennes sur 7 cibles et (b) Erreurs moyennes d'estimation (RMSE) et Erreurs relatives moyennes d'estimation (RRMSE) entre réflectances calculées au sommet de l'atmosphère ou corrigées par SMAC à la surface, et réflectances mesurées au sol (à partir de l'image du 24 juillet 1995).

qu'en surface (Guyot et al., 1996). Le modèle SMAC corrige cet effet et réduit ainsi considérablement l'erreur sur la réflectance. L'ordre de grandeur de la correction est identique à celui obtenu par Moulin (1995) pour un τ_{550} similaire. La différence entre réflectances moyennes mesurées au sol et réflectances estimées à partir de l'image sans prise en compte de l'environnement (écart en valeur absolue inférieur à 0,01) est comparable à celle qu'ont obtenu Ouaidrari et Vermote (1999) pour une image Landsat avec le modèle 6S.

La prise en compte de la réflectance propre de l'environnement améliore les performances du modèle, notamment dans le proche infra-rouge. En effet, la réflectance moyenne dans ce canal est très contrastée entre cultures de printemps et cultures d'hiver, et engendre des effets d'environnement très importants. De manière générale, les précisions relatives sont d'autant meilleures que le niveau de réflectance est élevé, ce qui tient à la définition même de la rmse (équation (19)). D'autre part, aux faibles réflectances, la contribution de la diffusion atmosphérique au signal est du même ordre de

grandeur que la réflectance de surface. La correction atmosphérique est donc très sensible aux erreurs sur le contenu en aérosols et aux effets d'environnement. Il en résulte une incertitude plus forte aux faibles réflectances, comme on peut le constater dans le cas des cultures de printemps pour le canal rouge.

La Figure 10 présente les droites de régression entre la réflectance corrigée et la réflectance mesurée (sans et avec prise en compte de l'environnement). La régression est meilleure lorsque l'environnement est pris en compte ($R^2=0,99$), et la pente de cette régression est plus proche de la première bissectrice (pente=1,01 au lieu de 0,98), ce qui confirme les observations précédentes.

4.2.2. Analyse multi-temporelle d'images

Nous avons corrigé les trois images SPOT acquises en 1995 à l'aide du modèle SMAC en prenant en compte la réflectance propre de l'environnement (voir Planches 1, 2, 3, page 63). Le canal vert est codé en bleu, le canal rouge en vert et le canal proche infra-rouge en rouge sur les images. La LUT est la même pour les trois images. On peut suivre l'évolution de la réflectance des différentes cultures du bassin sucrier à l'aide de l'évolution des couleurs :

- les parcelles de betterave apparaissent en vert le 5 mai, car le sol contribue principalement au signal, les plantules de betteraves n'ayant pas encore ou peu levé (réflectances moyennes dans les trois

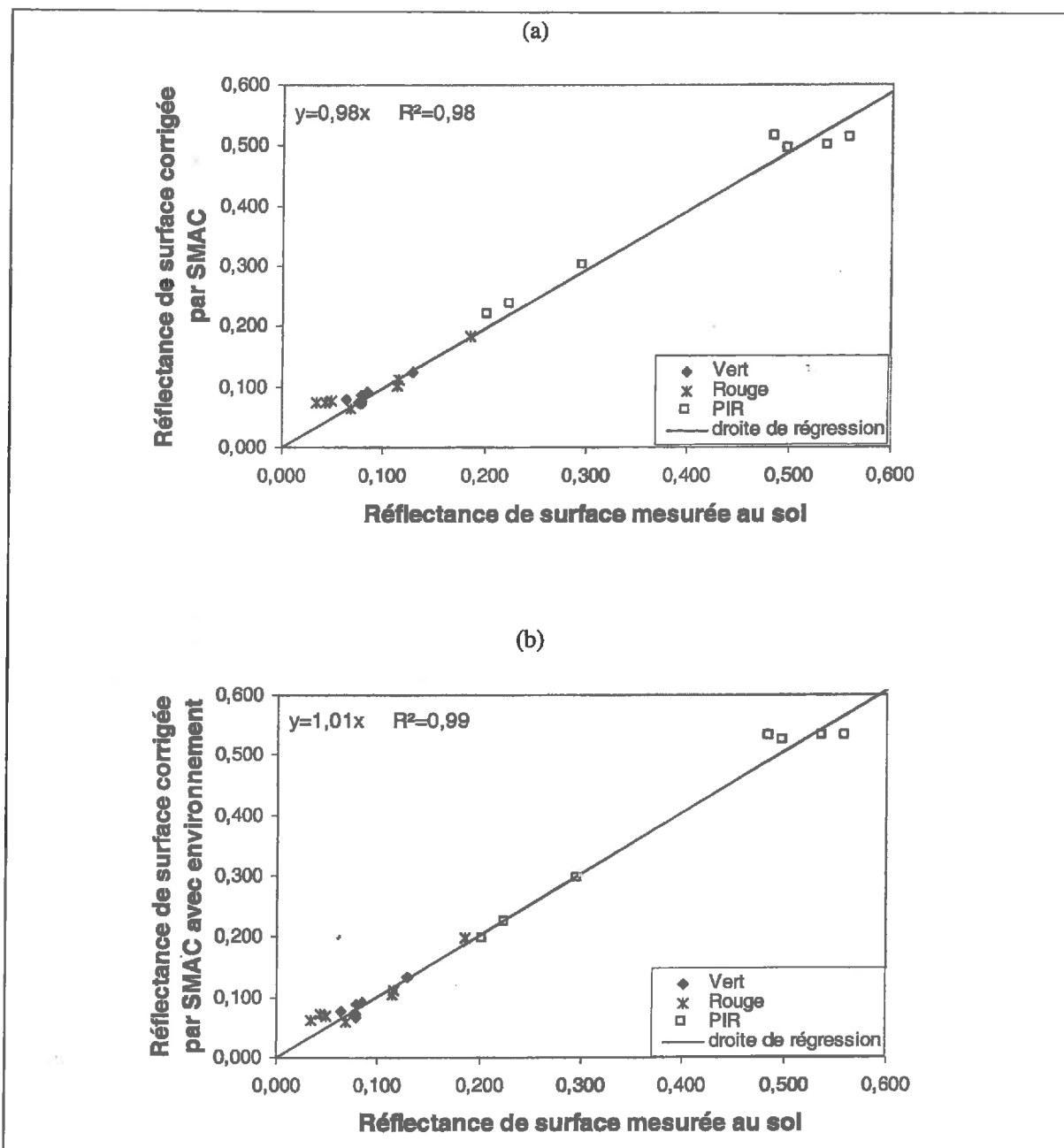


Figure 10 : Régressions linéaires entre les réflectances mesurées à la surface par un radiomètre Cimel et les réflectances corrigées par SMAC (a) sans prise en compte des effets d'environnement (b) avec prise en compte des effets d'environnement.

	Moyenne		Variance	
	ρ^*	ρ_c	ρ^*	ρ_c
Vert	$10,99 \cdot 10^{-2}$	$7,64 \cdot 10^{-2}$	$2,62 \cdot 10^{-4}$	$4,49 \cdot 10^{-4}$
Rouge	$10,43 \cdot 10^{-2}$	$9,29 \cdot 10^{-2}$	$8,56 \cdot 10^{-4}$	$12,95 \cdot 10^{-4}$
PIR	0,2860	0,3155	0,007317	0,009486

Tableau 9 : Réflectances moyennes et variances des réflectances par canal sur l'image du 24 juillet 1995.

canaux de la parcelle A : 0,14 ; 0,20 ; 0,30). En revanche, fin juillet et début août, la couleur rouge prédomine indiquant une forte réflectance dans le canal proche infra-rouge, ce qui correspond à un indice foliaire élevé ; de plus, le sol totalement recouvert ne contribue plus au signal, et l'activité photosynthétique participe à la diminution de la réflectance dans les canaux du visible (réflectances moyennes dans les trois canaux de la parcelle A le 3 août : 0,10 ; 0,08 ; 0,64).

- les parcelles de céréales ont une évolution inverse de celle des betteraves. La couleur des céréales est principalement rouge début mai, celles-ci étant en pleine croissance végétative (réflectances moyennes dans les trois canaux de la parcelle B : 0,04 ; 0,03 ; 0,44). Fin juillet et début août, les moissons étant terminées, ce sont les chaumes qui apparaissent en vert sur l'image (réflectances moyennes dans les trois canaux de la parcelle B le 3 août : 0,12 ; 0,20 ; 0,36).

- certaines parcelles de céréales ayant été déchaumées immédiatement après la moisson, c'est un sol nu qui apparaît sur les images du 24 juillet et du 3 août. La réflectance évolue alors avec l'humidité et la rugosité du sol. Ceci explique que, dans le cas de la parcelle C où nous avons affaire à un sol sablo-argileux (d'après la carte des sols de l'Aisne), la réflectance soit plus élevée le 3 août (réflectances moyennes dans les 3 canaux : 0,17 ; 0,27 ; 0,43) que le 24 juillet (réflectances moyennes dans les 3 canaux : 0,14 ; 0,21 ; 0,36), puisqu'il a plu 24 mm dans la décade précédant le 24 juillet et seulement 4 mm dans la décade précédant le 3 août.

A l'aide d'images intermédiaires, acquises par exemple avec des capteurs aéroportés, il est possible de retracer pour différentes parcelles la courbe d'évolution de leur réflectance dans chacun des canaux, et de la mettre en relation avec la courbe de l'indice foliaire (Launay et al., 1999).

4.2.3. Restitution de la variance du signal

La **Figure 11** présente les histogrammes des niveaux de réflectance des pixels de l'image du 24 juillet avant et après correction atmosphérique. Elle permet d'illustrer un effet important de cette correction : la restitution de la variance du signal. Les moyennes et variances des réflectances à la surface et au sommet de l'atmosphère pour cette image SPOT sont récapitulées dans le **Tableau 9**.

La comparaison des moyennes des réflectances, et l'allure des histogrammes fait apparaître clairement les effets de la correction atmosphérique sur le signal, notamment dans le canal vert. On retrouve l'effet observé précédemment (III.2.a), la réflectance corrigée est moins élevée que la réflectance de l'image dans le cas de faibles niveaux de réflectance (l'axe de l'histogramme de l'image corrigée est décalé vers la gauche pour les canaux vert et rouge), alors que le phénomène est inverse pour les fortes réflectances de surface (l'axe de l'histogramme de l'image corrigée est décalé vers la droite pour le proche infra-rouge). Globalement, la correction a donc pour effet d'étaler les histogrammes des réflectances de surface, c'est-à-dire qu'elle restitue mieux la variance initiale du signal.

5. CONCLUSION

Le modèle SMAC est un modèle simplifié de correction atmosphérique aisément réversible et cent fois plus rapide que d'autres modèles plus complexes.

L'utilisation du modèle SMAC nous a permis de quantifier l'effet des phénomènes de diffusion et d'absorption atmosphériques sur le signal radiométrique. Les aérosols sont apparus comme les composants atmosphériques les plus perturbateurs du signal ; la détermination précise de leur épaisseur optique restant difficile, la prise en compte de leurs effets dans le modèle peut être une source d'erreur importante. L'environnement spatial de la cible contribue également à déformer le signal de façon non négligeable en haute résolution. C'est pourquoi nous avons adapté le modèle SMAC à la correction d'images SPOT en y réintégrant la prise en compte de la réflectance propre de l'environnement de la cible. La comparaison des réflectances corrigées par SMAC sur l'une des images SPOT avec les réflectances mesurées au sol, a démontré l'intérêt de cette modification du modèle : l'erreur (rmse) a été réduite d'un quart dans le canal proche infra-rouge, et d'un sixième dans le canal rouge, entre réflectances calculées par SMAC dans sa version initiale et réflectances calculées par SMAC modifié. Dans l'ensemble, la correction atmosphérique a fourni des valeurs de réflectances proches de celles mesurées au sol (écart en valeur absolue inférieur à 0,01), et a permis une meilleure restitution de la variance du signal provenant de la cible.

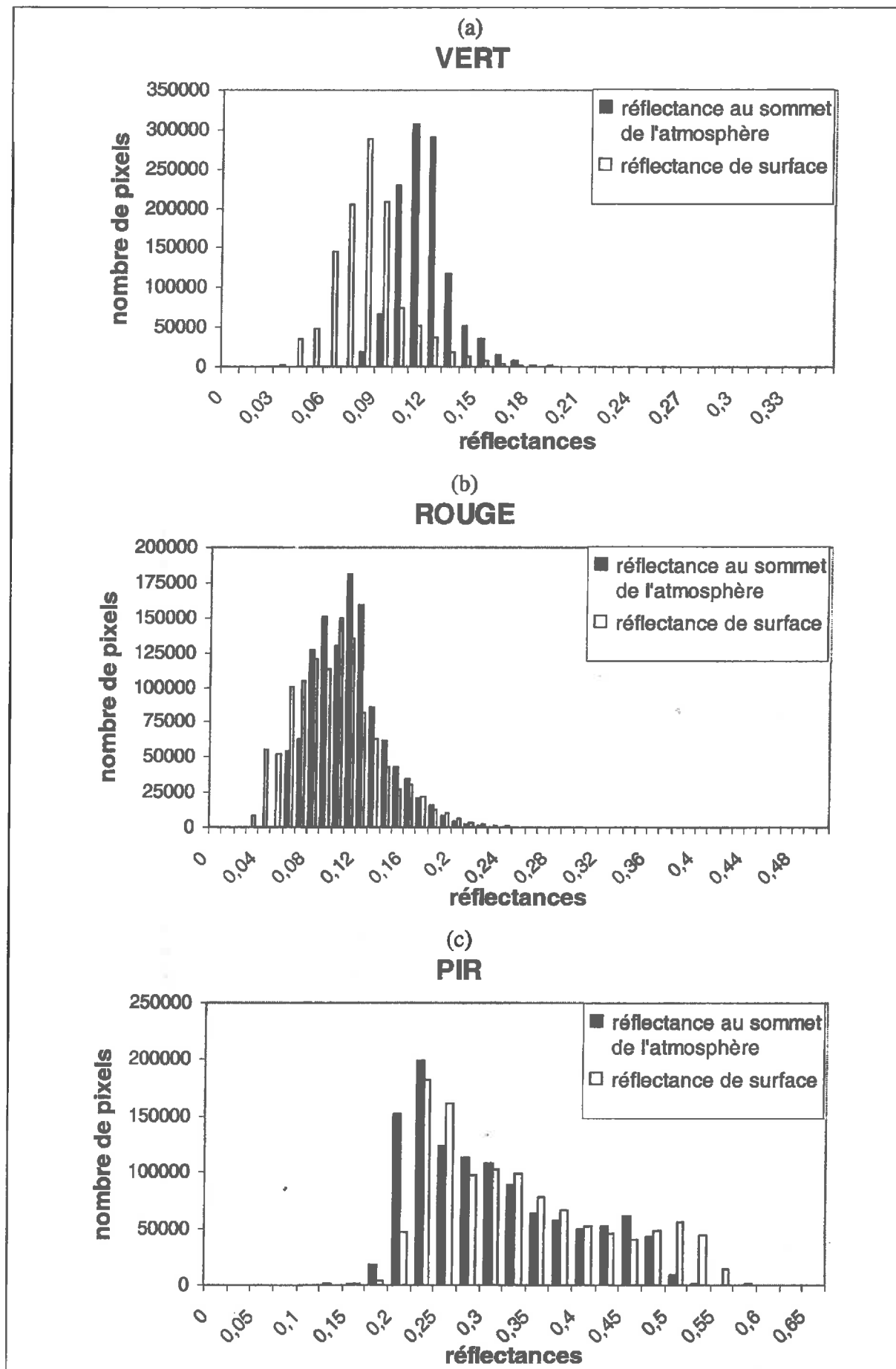


Figure 11 : Fréquences des réflectances au sommet de l'atmosphère et des réflectances de surface de l'image SPOT du 24 juillet 1997 sur le bassin sucrier de Marle (02) (a) dans le canal Vert (b) dans le canal Rouge (c) dans le canal PIR.

Les résultats de notre analyse de sensibilité ne sont valables que dans les conditions que nous nous sommes données. Nous avons pris pour les paramètres d'entrée de SMAC, une gamme de valeurs correspondant à des situations réalistes sous nos latitudes. La détermination du contenu intégré en vapeur d'eau ou de l'épaisseur optique des aérosols pourra être améliorée dans les applications futures par l'utilisation de données fournies par de nouveaux capteurs tels que POLDER. En ce qui concerne l'étude de la contribution de l'environnement spatial de la cible, nous avons donné un exemple dans lequel la taille des cibles et de leur environnement a été choisie en fonction des contraintes d'échantillonnage pour les mesures au sol, et de la faible turbidité de l'atmosphère. A l'avenir, la correction des effets d'environnement pourrait être améliorée par l'introduction dans le modèle d'une fonction de structure donnant aux pixels d'environnement un poids relatif à leur distance à la cible.

REMERCIEMENTS

Ce programme a reçu le financement du Programme National de Télédétection Spatiale.

BIBLIOGRAPHIE

- ANGSTRÖM A., 1961, Techniques of determining the turbidity of the atmosphere, *Tellus*. 13, 214-223.
- ANGSTRÖM A., 1964, The parameters of atmospheric turbidity, *Tellus*. 16, 64-75.
- ATZBERGER C., 1998, Estimates of winter wheat production through remote sensing and crop modelling, Thèse de Doctorat (VWF Verlag für Wissenschaft und Forschung GmbH, Berlin), 261 pp.
- BEGNI, G., 1982, Selection of the Optimum Spectral Bands for the SPOT Satellite, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 48, 10, 1613-1620.
- BERTHELOT B, ADAM S, DEDIEU G, MAISONGRANDE P., 1997. A global dataset of surface reflectances and vegetation indices derived from AVHRR/GVI time series for 1989-1990 : The Land Surface Reflectances (LASUR) data, In *Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, edited by Gérard Guyot & Thierry Phulpin (Balkema, Rotterdam), 685-690.
- DUKE C., 1997, Assimilation de données de réflectance dans un modèle de fonctionnement de la betterave sucrière en vue de la prévision des rendements à l'échelle régionale, Thèse de Doctorat en Agronomie (INA P-G. Paris), 141 pp.
- FAIZOUN C.A., PODAIRE A., DEDIEU G., 1994, Monitoring of sahelian aerosol and atmospheric water vapor content characteristics from sun photometer measurements, *Journal of Applied Meteorology*. 33, 11, 1291-1303.
- GUÉRIF M., BLÖSER B., ATZBERGER C., CLASTRE P., GUINOT J-P., DELÉCOLLE R., 1996, Identification de parcelles agricoles à partir de la forme de leur évolution radiométrique au cours de la saison de culture, *Photo-Interprétation*. 34, 12-20.
- GUYOT G., 1989, *Signatures spectrales des surfaces naturelles*. Paradigme, Caen (France) 178 pp.
- GUYOT G., GU X-F., WEISS M., BARET F., 1996, Du signal satellitaire à la réflectance au sol : problèmes direct et inverse, *Photo-interprétation*. 34, 119-144.
- HENRY P., DINGUIRARD M., MEYGRET A., 1996, Synthèse sur l'étalonnage absolu des données SPOT, Note CNES référence : S-NT-OB1-580-CN ed 3, Feb 9, 95, revue le 20 septembre 1996, 22 pp.
- HOLBEN B. N., ECK T. F., SLUTSKER I., TANRÉ D., BUIS J. P., SETZER A., VERMOTE E. F., REAGAN J. A., KAUFMAN Y. J., NAKAJIMA T., LAVENU F., JANKOWIAK I., SMIRNOV A., 1998, AERONET : A federated instrument network and data archive for aerosol characterization, *Remote Sensing of Environment*. 66(1), 1-16.
- KASTNER C.J., 1985, In-flight absolute radiometric calibration of the LANDSAT Thematic Mapper, Ph.D. Dissertation (The University of Arizona).
- LAUNAY M., GUÉRIF M., DEDIEU G., 1999, Correction atmosphérique d'images aériennes pour le calcul de réflectances au sol, In *Télédétection à très haute résolution et analyse d'image*, Journée scientifique du Cémagref, 14 Décembre 1999, Montpellier (France) (à paraître).
- LEROY M., DEUZÉ J.L., BRÉON F.M., HAUTECOEUR O., HERMAN M., BURIEZ J.C., TANRÉ D., BOUFFIÈS S., CHAZETTE P., ROUJEAN J.L., 1997, Retrieval of atmospheric properties and surface bidirectional reflectances over land from POLDER/ADEOS, *Journal of Geophysical Research*, 102, D14, 17023-17037.
- LILLESAND T.M., KIEFER R.W., 1987, *Remote sensing and image interpretation*, second edition, edited by John Wiley and Sons, New York (USA), 721pp.
- LONDON J., BOJKOV R.J., OLTMANS S., KELLEY J.I., 1976, *Atlas of the global distribution of total ozone July 1957-June 1967*, NCAR Technical Note No 113+STR.
- MC CLATCHEY R.A., FENN R.W., SELBY J.E.A., VOLTZ F.E. AND GARING J.S., 1971, Optical properties of the Atmosphere, AFCRL-TR- 71-0279, *Enviro. Research papers*, No 354, L.G. HANCOM FIEL Bedford, (Mass. U.S.A).

- MC PETERS, R.D., BHARTIA P.K., KRUEGER A.J., HERMAN J. R., SCHLESINGER B., WELLEMAYER C.G., SEFTOR C. J., JAROSS G., TAYLOR S.L., SWISSLER T., TORRES O., LABOW G., BYERLY W., AND CEBULA R.P., 1996, *Nimbus-7 Total Ozone Mapping Spectrometer (TOMS) Data Products User's Guide*, NASA Reference Publication 1384.
- MOULIN S., 1995, Assimilation d'observations satellitaires courtes longueurs d'onde dans un modèle de fonctionnement de culture, Thèse de Doctorat en Télédétection Spatiale (Université Paul Sabatier de Toulouse. Toulouse), 205 pp.
- MOULIN S., FISHER A., DEDIEU G., DELÉCOLLE R., 1995, Temporal variations in satellite reflectances at field and regional scales compared with values simulated by linking crop growth and SAIL models, *Remote Sensing of Environment*. 54, 261-272.
- OUADRARI H., VERMOTE E., 1999, Operational atmospheric correction of Landsat TM data, *Remote Sensing of Environment*. 70, 4-15.
- RAHMAN H., DEDIEU G., 1994, SMAC : a simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum, *International Journal of Remote Sensing*. 15, 1, 123-143.
- TANRÉ D., HERMAN M., DESCHAMPS P.Y., 1981, Influence of the background contribution upon space measurements of ground reflectance, *Applied Optics*. 20, 20, 3676-3684.
- TANRÉ D., 1990, Simulation du signal satellitaire dans le spectre solaire, In *Télédétection spatiale: aspects physiques et modélisation*, Toulouse, août 88, Cepadues-Editions, Toulouse. (France) 531-547.
- TANRÉ D., DEROO C., DUHAUT P., HERMAN M., MORCRETTE J.J., 1990, Description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum : the 5S code, *International Journal of Remote Sensing*. 11, 4, 659-668.
- VERMOTE E., TANRÉ D., DEUZE J.L., HERMAN M., MORCRETTE J.J., 1997, Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6S : An overview, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 35, 3, 675-686.

USING AN ATMOSPHERIC CORRECTION MODEL (SMAC) TO OBTAIN GROUND LEVEL REFLECTANCES FROM SPOT IMAGES

M. LAUNAY, M. GUÉRIF, G. DEDIEU

KEY WORDS

Atmosphere, reflectance, optical density of aerosols, spatial environment, SMAC model, SPOT images.

EXTENDED SUMMARY

The electromagnetic radiation emissions from the vegetation cover detected by satellites are disturbed by diffusion and absorption phenomena caused by molecules and aerosols in the atmosphere. The satellite data have to be corrected to obtain the absolute values of vegetation cover reflectance.

This paper presents a simplified model of atmospheric correction (SMAC) for calculating the directional surface reflectances from SPOT images. This model is based on a set of equations that express the various processes of interaction between the radiation and the atmosphere. The optical characteristics that need to be correctly estimated to use the model for a SPOT image are the integrated quantities of water vapour and ozone, and the optical density of the aerosols.

By analyzing the sensitivity of the model in the forward direction, we demonstrated that the optical density of aerosols, which is difficult to determine, is the parameter to which the signal is the most sensitive. It can cause the reflectance at the summit of the atmosphere to vary by 6 to 8% around its value (Figure 7). The contribution of the spatial environment of the target to the signal was also shown to be non-negligible in high resolution. In our example, when the surface reflectance of the environment was three times higher than the surface reflectance of the target, it made the signal at the atmosphere summit vary by 20 % around its value (Figure 10). We consequently modified the initial version of the model so that the reflectance specific to the target environment would be taken into account.

We tested the performance of the inverted SMAC model on three SPOT images of the same site acquired between May and August 1995.

- We firstly compared the reflectances corrected by SMAC on seven identified targets from one of

the images with the reflectances of these same targets measured on the ground. The error did not exceed 0.01 in absolute value, whatever the channel. The taking into account of the reflectance specific to the target environment improved the performance of the model, reducing the error (rmse) by one sixth in the red and near infrared channels (Table 8 and Figure 11).

- We then performed a qualitative multi-temporal analysis of the three corrected spot images. We evidenced the variation in reflectance of sugarbeet and cereal crops through the variation in the colours (Plates 1, 2 and 3 page 63).

- Lastly, we illustrated on one of the images an important effect of the atmospheric correction, namely the restitution of signal variance (Figure 12).

The results of our sensitivity analysis are only valid under the conditions we set ourselves for performance of the analysis. The data provided by new sensors such as POLDER will, in future applications, enable the integrated content of water vapour or the optical density of aerosols to be determined more precisely. Furthermore, the effects of the environment could be better taken into account in the model by introducing a structure function that gives the environment pixels a weight relative to their distance from the target. This additional modification of the model would meet an expectation of users of high-resolution, or even very-high-resolution data.

BIBLIOGRAPHY

See French text.

LIST OF FIGURES, TABLES AND PLATES

Figure 1: Absorption bands of H₂O and O₃ in the SPOT spectral bands XS1, XS2 and XS3 (from Begni, 1982).

Figure 2: Schematic representation (a) of the different luminance terms reaching the sensor (b) of the

different sources of target illumination (from Guyot 1989).

Figure 3: Representation of the angles describing the illumination geometry and the sighting geometry of the scene (from Lillesand and Kiefer, 1987).

Figure 4: Spectral sensitivity of the HRV2 sensor of SPOT 2 in XS mode (from Henry et al., 1996).

Figure 5: Sensitivity of the signal to the atmospheric content of water vapour in vegetation cover in full growth.

Figure 6: Sensitivity of the signal to the atmospheric content of ozone in vegetation cover in full growth.

Figure 7: Sensitivity of the signal to the optical density of aerosols (a) in the case of a moist loamy soil (b) in the case of a dry chalky soil (c) in the case of vegetation cover in full growth.

Figure 8: Sensitivity of the signal to the illumination geometry (a) in the case of a moist loamy soil (b) in the case of a dry chalky soil (c) in the case of vegetation cover in full growth.

Figure 9: Sensitivity of the signal to the contribution of the environment (a) in the case of a moist loamy soil (b) in the case of a dry chalky soil (c) in the case of vegetation cover in full growth.

Figure 10: Linear regressions between the reflectances measured at the surface using a Cimel radiometer and the reflectances corrected by SMAC (a) without taking into account the effects of the environment (b) taking into account the effects of the environment.

Figure 11: Reflectance frequencies at the top of the atmosphere and at the surface of the SPOT image of July 24, 1997 on the sugarbeet plain of Marle (Department 02) (a) in the green channel (b) in the red channel (c) in the near-infrared channel.

Table 1: Quantities of water vapour and ozone used in the standard version of the "5S" model (from McClatchey et al., 1971).

Table 2: Quantity of ozone in atm.cm (from London et al., 1976).

Table 3: List of SMAC model parameters and their method of calculation.

Table 4: Values taken by the various SMAC parameters during the sensitivity analysis; the central values are indicated in boldface characters.

Table 5: Surface reflectance ρ_c of three surfaces used for the SMAC sensitivity analysis: a moist loamy soil, a dry chalky soil, and green vegetation coverage in full growth (taken from Duke, 1997).

Table 6: Values of the SMAC coefficients a_i and n_i used to calculate the gaseous transmission factors of water vapour and ozone.

Table 7: Atmospheric and acquisition geometry characteristics of the three SPOT images of the Marle site.

Table 8: (a) Mean reflectances from 7 targets and (b) mean estimation errors (RMSE) and relative mean estimation errors (RRMSE) between reflectances calculated at the summit of the atmosphere or corrected by SMAC at the surface, and the reflectances measured on the ground (from the image of July 24, 1995).

Table 9: Mean reflectances and reflectance variances per channel on the image of July 24, 1995.

Plate 1 (May 5)

Plate 2 (July 24)

Plate 3 (August 3)

Plate 1: Image of the Marle site acquired by SPOT on May 5, 1995, corrected for atmospheric effects and transformed into reflectances.

Plate 2: Image of the Marle site acquired by SPOT on July 24, 1995, corrected for atmospheric effects and transformed into reflectances.

Plate 3: Image of the Marle site acquired by SPOT on August 3, 1995, corrected for atmospheric effects and transformed into reflectances.

A: Field of sugarbeet.

B: Field of cereals.

C: Field of cereals, then bare ground.

USO DE UN MODELO DE CORRECCIÓN ATMOSFÉRICA (SMAC) PARA CALCULAR LAS REFLECTANCIAS EN EL SUELO PARTIENDO DE IMÁGENES SPOT

M. LAUNAY, M. GUÉRIF Y G. DEDIEU

PALABRAS CLAVE

Atmósfera, reflectancia, espesor óptico de los aerosoles, contexto espacial, modelo SMAC, imágenes SPOT

RESUMEN

Las radiaciones electromagnéticas emitidas por las cubiertas vegetales y captadas por los satélites sufren unas distorsiones debidas a los fenómenos de dispersión y absorción que se producen en la atmósfera por la presencia de moléculas y aerosoles. Por ello se deben corregir los datos satelitales para obtener los valores absolutos de reflectancia de las cubiertas vegetales.

El presente artículo describe un modelo simplificado de corrección atmosférica (SMAC) para el cálculo de las reflectancias direccionales de superficie partiendo de imágenes SPOT. Dicho modelo se basa en un conjunto de ecuaciones que formalizan los distintos procesos de interacción entre la radiación y la atmósfera. Las características ópticas de la atmósfera que han de estimarse debidamente para utilizar el modelo, en lo que respecta a una imagen SPOT, son las cantidades integradas de vapor de agua y de ozono, y el espesor óptico de los aerosoles.

Gracias a un análisis de la sensibilidad del modelo directo, hemos podido demostrar que el espesor óptico de los aerosoles, que es difícil de determinar, es el parámetro ante el cual la señal es más sensible. Este parámetro puede modificar la reflectancia en la parte superior de la atmósfera en un 6 a un 8 % por encima o por debajo de su valor (figura 7). La importancia del contexto espacial del objeto observado con respecto a la señal también ha resultado bastante significativa en imágenes de alta resolución. En nuestro ejemplo, cuando la reflectancia de superficie del contexto era tres veces superior a la reflectancia de superficie del objeto, la señal en la parte superior de la atmósfera podía variar en un

20 % por encima o por debajo de su valor (figura 10). Por ello hemos mejorado la primera versión del modelo para tomar en consideración la reflectancia propia del contexto del objeto observado.

Hemos probado el comportamiento del modelo SMAC inverso en tres imágenes SPOT de un mismo sitio adquiridas entre mayo y agosto de 1995.

- Hemos comparado primeramente las reflectancias corregidas con ayuda del modelo para siete objetos identificados en una de las imágenes con las reflectancias medidas en el suelo para esos mismos objetos. El error en valor absoluto no superaba 0,01, sea cual fuera el canal considerado. La introducción de la reflectancia propia del contexto del objeto ha permitido mejorar el comportamiento del modelo, al reducirse el error (RMSE) en una sexta parte, en los canales rojo e infrarrojo cercano (tabla 8 y figura 11).

- A continuación, hemos efectuado un análisis multitemporal cualitativo de las tres imágenes SPOT corregidas y hemos puesto de manifiesto la evolución de la reflectancia de los cultivos de remolacha y de cereales por medio de la evolución de los colores (láminas 1, 2 y 3 página 63).

- Por último, hemos ilustrado en una de las imágenes un efecto importante de la corrección atmosférica, esto es, la restitución de la varianza de la señal (figura 12).

Los resultados de nuestro análisis de sensibilidad no son válidos sino en el contexto de las condiciones que hemos definido para su realización. Los datos proporcionados por nuevos sensores como POLDER permitirán determinar con más precisión, en futuras aplicaciones, el contenido integrado del vapor de agua o el espesor óptico de los aerosoles. Por otra parte, la consideración de los efectos del contexto en el modelo podría mejorarse en el futuro incorporando una función de estructura que otorgase a los píxeles del contexto un peso relativo a su distancia con respecto al objeto considerado. Esta modificación adicional del modelo respondería a

una demanda de los usuarios de datos de alta e incluso muy alta resolución.

REFERENCIAS

Ver el texto en francés.

LISTA DE FIGURAS, TABLAS Y LÁMINAS

Figura 1: Bandas de absorción de H_2O y O_3 en las bandas espectrales de Spot XS1, XS2 y XS3 (según Begni, 1982).

Figura 2: Representación esquemática (a) de los distintos términos de luminancia que llegan al sensor y (b) de las distintas fuentes de iluminación del objeto considerado (según Guyot, 1989).

Figura 3: Representación de los ángulos que describen la geometría de iluminación y la geometría de observación de la escena (según Lillesand y Kiefer, 1987).

Figura 4: Sensibilidad espectral en modo XS del sensor HRV2 de SPOT 2 (según Henry et al., 1996).

Figura 5: Sensibilidad de la señal al contenido de vapor de agua de la atmósfera en el caso de una cubierta vegetal en pleno crecimiento.

Figura 6: Sensibilidad de la señal al contenido de ozono de la atmósfera en el caso de una cubierta vegetal en pleno crecimiento.

Figura 7: Sensibilidad de la señal al espesor óptico de los aerosoles (a) en el caso de un suelo limoso húmedo, (b) en el caso de un suelo gredoso seco y (c) en el caso de una cubierta vegetal en pleno crecimiento.

Figura 8: Sensibilidad de la señal a la geometría de iluminación (a) en el caso de un suelo limoso húmedo, (b) en el caso de un suelo gredoso seco y (c) en el caso de una cubierta vegetal en pleno crecimiento.

Figura 9: Sensibilidad de la señal a la incidencia del contexto espacial (a) en el caso de un suelo limoso húmedo, (b) en el caso de un suelo gredoso seco y (c) en el caso de una cubierta vegetal en pleno crecimiento.

Figura 10: Regresiones lineales entre las reflectancias medidas en la superficie por un radiómetro Cimel y las reflectancias corregidas por SMAC. (a) sin tomar en cuenta los efectos del contexto (b) tomando en cuenta los efectos del contexto.

Figura 11: Frecuencias de las reflectancias en la parte superior de la atmósfera y de las reflectan-

cias de superficie de la imagen SPOT del 24 de julio de 1995 en la cuenca azucarera de Marle (Departamento del Aisne, N de Francia) (a) en el canal verde, (b) en el canal rojo y (c) en el canal infrarrojo cercano.

Tabla 1: Cantidades de vapor de agua y de ozono utilizadas en la versión estándar del modelo "5S" (según Mc Clatchey et al., 1971).

Tabla 2: Cantidad de ozono en atm.cm (según London et al., 1976).

Tabla 3: Lista de los parámetros del modelo SMAC y de su forma de cálculo.

Tabla 4: Valores de los distintos parámetros de SMAC durante el análisis de sensibilidad; los valores centrales están indicados en negrita.

Tabla 5: Reflectancias de superficie ρ_c de tres superficies utilizadas para el análisis de sensibilidad de SMAC: un suelo de limo húmedo, un suelo gredoso seco y una vegetación verde tupida en pleno crecimiento (extraído de Duke, 1997).

Tabla 6: Valores de los coeficientes a_i y n_i de SMAC para el cálculo de los factores de transmisión gaseosa del vapor de agua y del ozono.

Tabla 7: Características atmosféricas y características de la geometría de adquisición de las tres imágenes del sitio de Marle.

Tabla 8: (a) Reflectancias medias en 7 objetos y (b) errores de estimación medios (RMSE) y errores de estimación medios relativos (RRMSE) entre las reflectancias calculadas en la parte superior de la atmósfera o corregidas por SMAC en la superficie y las reflectancias medidas en el suelo (partiendo de la imagen del 24 de julio de 1995).

Tabla 9: Reflectancias medias y varianzas de las reflectancias por canal en la imagen del 24 de julio de 1995.

Lámina 1: Imagen del sitio de Marle adquirida por SPOT el 5 de mayo de 1995, corregida atmosféricamente y transformada a reflectancias.

Lámina 2: Imagen del sitio de Marle adquirida por SPOT el 24 de julio de 1995, corregida atmosféricamente y transformada a reflectancias.

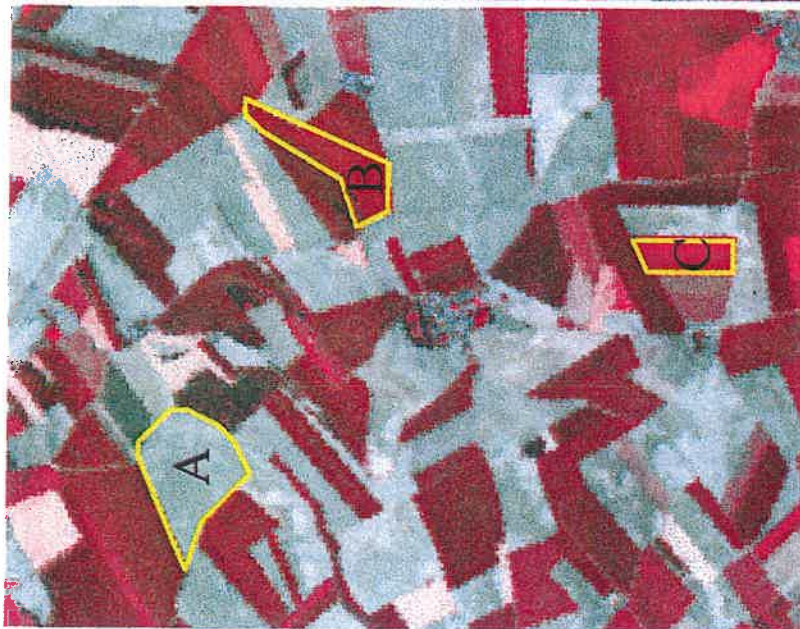
Lámina 3: Imagen del sitio de Marle adquirida por SPOT el 3 de agosto de 1995, corregida atmosféricamente y transformada a reflectancias.

A: parcela de remolachas

B: parcela de cereales

C: parcela de cereales y después suelo desnudo

**Planche 1
(5 mai)**



**Planche 2
(24 juillet)**



**Planche 3
(3 août)**



ARTICLE PAGE 3, LAUNAY/GUERIF/DEDIEU

Planche 1 : Image du site de Marle, acquise par SPOT le 5 mai 1995, corrigée des effets atmosphériques et transformée en réflectances.

Planche 2 : Image du site de Marle, acquise par SPOT le 24 juillet 1995, corrigée des effets atmosphériques et transformée en réflectances.

Planche 3 : Image du site de Marle, acquise par SPOT le 3 août 1995, corrigée des effets atmosphériques et transformée en réflectances.

A : Parcelle de betteraves - B : Parcelle de céréales - C : Parcelle de céréales puis sol nu.

Plate 1 (May 5): Image of the Marle site acquired by SPOT on May 5, 1995, corrected for atmospheric effects and transformed into reflectances.

Plate 2 (July 24): Image of the Marle site acquired by SPOT on July 24, 1995, corrected for atmospheric effects and transformed into reflectances.

Plate 3 (August 3): Image of the Marle site acquired by SPOT on August 3, 1995, corrected for atmospheric effects and transformed into reflectances.

A: Field of sugarbeet - B: Field of cereals - C: Field of cereals, then bare ground.

Lámina 1 (5 de mayo): Imagen del sitio de Marle adquirida por SPOT el 5 de mayo de 1995, corregida atmosféricamente y transformada a reflectancias.

Lámina 2 (24 de julio): Imagen del sitio de Marle adquirida por SPOT el 24 de julio de 1995, corregida atmosféricamente y transformada a reflectancias.

Lámina 3 (3 de agosto): Imagen del sitio de Marle adquirida por SPOT el 3 de agosto de 1995, corregida atmosféricamente y transformada a reflectancias.

A: parcela de remolachas - B: parcela de cereales - C: parcela de cereales y después suelo desnudo.

Résumé

Ce travail est né de la confrontation entre une demande émanant de la filière sucre, et une question de recherche. La filière sucre avait besoin d'un outil d'aide à la compréhension et à la gestion de la production de betteraves et de sa variabilité inter-parcellaire à l'échelle du bassin sucrier. La question de recherche consistait à élaborer une méthodologie de spatialisation d'un modèle de croissance, par assimilation de données de télédétection dans le modèle, ceci permettant de ré-estimer les variables d'entrée du modèle pour chacune des parcelles d'une région de production. Ce travail de thèse a donc consisté à élaborer une méthode de diagnostic et de prévision de l'état des cultures à l'échelle régionale par assimilation de données de télédétection dans un modèle de croissance.

Cette méthode a été élaborée à partir du modèle SUCROS. L'enjeu consistait à retrouver pour chacune des parcelles d'un bassin sucrier, les variables d'entrée du modèle variant spatialement, caractérisant l'implantation de la culture et le fonctionnement hydrique des sols (ces dernières n'étant pas totalement renseignées par la carte des sols disponible). Le modèle SUCROS a été couplé au modèle de transfert radiatif SAIL via leur variable commune, l'indice foliaire (LAI), de manière à simuler un indice de végétation, le TSAVI. La procédure d'assimilation a consisté à ré-estimer les variables d'entrée du modèle pour chacune des parcelles, en minimisant un critère de distance calculé à partir de l'écart entre les TSAVI simulés et les TSAVI observés aux différentes dates d'acquisitions d'images (entre 3 et 6 images disponibles selon les parcelles). Les valeurs de TSAVI observées ont été estimées à partir de la réflectance mesurée au sommet de l'atmosphère, après correction des effets atmosphériques grâce au modèle SMAC. A l'issue de la procédure d'assimilation, les valeurs ré-estimées des variables d'entrée pouvaient fournir des indicateurs dans une démarche de diagnostic, et les simulations du modèle initié avec ces valeurs donnaient une prévision spatialisée du rendement.

Dans une première partie, nous avons adapté le modèle SUCROS à l'assimilation de données de télédétection. Nous avons amélioré la restitution de la dynamique temporelle du LAI par le modèle, en ajoutant la prise en compte des effets du stress hydrique sur la vitesse de sénescence et l'allocation et la translocation des assimilats. Nous avons ensuite analysé les performances du modèle SUCROS pour reproduire la variabilité spatiale du LAI et des rendements, sans assimilation. Cette analyse a montré les limites du modèle à son application régionale, et a mis en évidence les variables d'entrée qu'il était crucial de ré-estimer par assimilation pour repousser ces limites.

Dans une seconde partie, nous avons construit l'outil d'assimilation en opérant le couplage entre le modèle de croissance et le modèle de transfert radiatif, et en ajoutant au modèle couplé une procédure d'optimisation (Fseopt). Nous l'avons mis en œuvre sur 48 parcelles réparties sur deux bassins sucriers. Sur ces parcelles et durant l'année 1995, des images ont été acquises par le satellite SPOT et par un capteur Pushbroom aéroporté, et des mesures de validation au sol ont été réalisées. Cette application en conditions réelles de culture a fait apparaître la nécessité d'élaborer des règles d'utilisation de l'outil, dépendant de l'objectif (diagnostic ou prévision) et de la disponibilité des images. La méthode élaborée (c'est-à-dire l'outil assorti de ses règles d'utilisation) a montré ses limites et ses potentialités. Dans les conditions climatiques de l'année 1995, peu d'images ont pu être acquises durant la phase d'installation du couvert, réduisant ainsi les performances de la méthode pour le diagnostic des conditions d'implantation. Par ailleurs la qualité de restitution du LAI par SUCROS n'a pas permis de valoriser l'acquisition d'images en période de fort stress hydrique. Cependant, la méthode a fourni, dès la fin du mois de juin, un indicateur des conditions d'implantation à travers la variable « LAI à 500 °C·j après semis », et une prévision du rendement parcellaire avec un écart-type de 8 t/ha au lieu de 13 t/ha lorsque SUCROS était utilisé seul.

L'amélioration des performances de la méthode passe par une meilleure modélisation des effets du stress hydrique sur la dynamique du LAI dans le modèle SUCROS, puis par une période de validation et d'apprentissage de plusieurs années qui devrait permettre de capitaliser les informations spatialisées et de sélectionner les règles d'utilisation les plus pertinentes.

Mots clés : betterave sucrière, modèle de croissance, télédétection, rendement, implantation, stress hydrique, estimation, diagnostic, prévision, assimilation, spatialisation.

AH TH 54
I.N.R.A. - C.S.E.
Avignon