HAL open science

Estimation de variables biophysiques du couvert par ajustement de modèles de transfert radiatif sur des réflectances

Sophie Moulin, R.M. Zurita, Martine Guerif

To cite this version:

Sophie Moulin, R.M. Zurita, Martine Guerif. Estimation de variables biophysiques du couvert par ajustement de modèles de transfert radiatif sur des réflectances. Agriculture de précision, Editions Quae, 2007, Update Sciences and Technologies, 978-2-7592-0019-1. hal-02821761

HAL Id: hal-02821761

https://hal.inrae.fr/hal-02821761

Submitted on 6 Jun 2020

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

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

Estimation de variables biophysiques du couvert par ajustement de modèles de transfert radiatif sur des réflectances

S. MOULIN, R. M. ZURITA, M. GUERIF

Introduction

En agriculture de précision, il est nécessaire d'estimer précisément la variabilité intra-parcellaire de la croissance et du développement d'une culture. De nombreux travaux ont été menés pour utiliser l'information sur ces états dans des approches d'aide à la décision.

Deux approches sont proposées (Guérif *et al.*, 2001a). La première utilise directement des variables indiquant l'état de croissance de la culture dans des démarches d'aide au pilotage. Il s'agit de la transposition de méthodes classiquement utilisées à l'échelle parcellaire. Dans le domaine de la fertilisation azotée par exemple, ces méthodes sont basées sur l'estimation de la teneur en chlorophylle des feuilles à partir de mesures de transmittance des feuilles (Hydro-N-Tester de Yara (http://www.hydroagri.fr) ou SPAD-502 de Minolta) (Piekielek et Fox, 1992 ; Reeves *et al.*, 1993 ; Feibo *et al.*, 1998 ; Vidal *et al.*, 1999), ou bien sur la biomasse du peuplement à un certain stade dans le cas du blé (Akkal *et al.*, 1997) et du colza (Huet *et al.*, dans cet ouvrage). De récents travaux (Houlès *et al.* p. 179 dans cet ouvrage) montrent comment utiliser simultanément la biomasse et la teneur en azote des feuilles (dérivées respectivement de l'indice foliaire et de la teneur en chlorophylle des feuilles) pour estimer directement un déficit d'azote absorbé. Un deuxième type d'approche vise à proposer des outils de diagnostic et de décision facilement spatialisables, dynamiques et pouvant gérer les effets d'interaction entre facteurs. Ces outils sont basés sur l'utilisation d'un modèle de culture et proposent une recommandation en terme de pratiques culturales selon différentes méthodes : calcul dynamique d'un bilan d'azote, utilisation de courbes de réponse à l'azote, ou choix entre différents scénarios par optimisation d'un critère agro-environnemental (pour plus de détail sur ces méthodes, voir Houlès *et al.* p. 199, dans cet ouvrage). Dans cette dernière approche, on utilise des valeurs d'indice foliaire et de contenu en azote des feuilles estimées à partir de mesures de télédétection acquises à différentes dates qui permettent, via une procédure d'assimilation, de réaliser une calibration du modèle en chaque point de la parcelle et de fournir des préconisations spatialisées.

La réflectance des couverts végétaux mesurée par télédétection est communément utilisée pour estimer les variables biophysiques et biochimiques telles que l'indice foliaire, le contenu en chlorophylle de la feuille ou le taux de couverture via des relations semi-empiriques ou par inversion de modèles de transfert radiatif. Les relations semi-empiriques conduisent à de bonnes estimations de ces variables dans une situation donnée. Cependant, leur fiabilité à des échelles plus larges ou pour des conditions différentes (type de biomes, caractéristiques du capteur) mérite d'être évaluée. Leur robustesse est en particulier amoindrie par les variations spatiales et temporelles de la contribution spectrale du sol, les effets atmosphériques et les effets directionnels. L'utilisation des modèles de transfert radiatif est une alternative à l'établissement d'indicateurs par des relations empiriques. Plusieurs auteurs se sont intéressés à l'estimation des caractéristiques biophysiques à partir de mesures radiométriques par inversion de ces modèles (Privette *et al.*, 1996 ; Knyazikhin *et al.*, 1998a ; Knyazikhin *et al.*, 1998b; Ganapol *et al.,* 1998 ; Weiss et Baret, 1999 ; Weiss *et al.*, 2002 ; Bacour *et al.*, 2002). C'est cette approche, plus physique et donc potentiellement plus précise, que nous avons choisi de mettre en œuvre dans le cadre de l'agriculture de précision.

Inverser des modèles de transfert radiatif consiste à ajuster les variables biophysiques pour que les réflectances simulées s'accordent au mieux aux réflectances observées. Lorsque l'on se base uniquement sur la minimisation de la distance entre réflectances observées et simulées, les solutions de la procédure d'optimisation peuvent être multiples, i.e. plusieurs jeux de paramètres peuvent minimiser la fonction coût. Le problème est dit « mal-posé ». Pour le résoudre, des méthodes de régularisation sont proposées comme utiliser de l'information *a priori* sur les variables que l'on cherche à estimer (Tarantola, 1987, 2005). Ces méthodes évitent de tomber dans les minima locaux. Dans le cas de l'estimation des variables biophysiques d'un couvert végétal, Combal *et al.* (2002) ont montré qu'ajouter une information *a priori* améliorait l'estimation des paramètres.

Un autre aspect est lié aux observations. Lorsqu'on s'intéresse à la restitution de variables biophysiques à partir de données de réflectance, le choix de la meilleure configuration spectrale ou directionnelle du capteur est crucial. En effet, la restitution des variables dépend aussi des caractéristiques spectrales du capteur utilisé pour acquérir les données radiométriques. Le nombre de bandes, leur résolution spectrale et leur position déterminent la nature et le nombre de variables restituables. La configuration optimale ne consiste pas à utiliser toutes les bandes disponibles car le rapport signal sur bruit est spectralement dépendant et, en raison de fortes corrélations entre certaines bandes, on n'ajoute pas d'information en terme d'estimation de variables. Grâce à une procédure de sélection de bandes du capteur hyperspectral Aviris, Price (1998) a montré qu'un nombre limité d'entre elles était nécessaire pour discriminer l'eau, la neige, la végétation et les brûlis. De plus, Weiss *et al*. (2000) ont montré sur un jeu de données synthétiques que, selon la variable étudiée, quatre à six bandes sur les neuf disponibles suffisaient à restituer les variables biophysiques. Au cours de cette étude, nous montrerons les atouts comparés de deux capteurs de configurations spectrales différentes en terme de nombre et largeur de bandes.

L'objectif de cet article est d'exposer la mise en œuvre et d'évaluer les performances d'une méthode d'estimation des variables *gLAI* et *Cab* à partir de capteurs optiques par inversion de modèles de transfert radiatif. Au cours d'une expérimentation conduite entre 1999 et 2001 à sur le site de Chambry près de Laon (Picardie), deux parcelles de blé ont été suivies du point de vue des variables biophysiques ainsi que des caractéristiques radiométriques. Les données de deux capteurs ont été utilisées. Le capteur aéroporté Casi offre une grande richesse spectrale, il a permis d'étudier l'intérêt d'introduire de l'information *a priori* dans les procédures d'inversion afin d'améliorer l'estimation des variables

biophysiques. Le capteur HRVIR embarqué sur le satellite Spot, malgré une richesse spectrale relativement faible, offre l'avantage de fournir des mesures robustes en terme de précision radiométrique. Nous avons évalué la capacité de chacun des capteurs à estimer une partie des variables d'intérêt requises en agriculture de précision puis nous avons considéré la cohérence des variations temporelles et spatiales entre les grandeurs observées et simulées.

Matériel et méthodes

Données

Cette partie décrit le jeu de données utilisé dans cette étude : données de télédétection aéroportées et satellite et mesures radiométriques de terrain associées (utilisées pour calibrer les capteurs aéroportés) ; mesures biologiques réalisées au sol pour calibrer et valider les modèles et les méthodes (mesures destructives et mesures indirectes).

Le site de Chambry, situé près de Laon (latitude 49°38N, longitude 3°40E) est composé de deux parcelles d'une dizaine d'hectares cultivées en blé d'hiver (*Triticum aestivum* L.), variété Shango, P1 en 1999-2000 et P2 en 2000-2001. La description de l'expérimentation est détaillée par Houlès (2004). Sur chaque parcelle, deux dispositifs de mesures au sol ont été mis en place. Un dispositif local (sites-test) constitué de six microparcelles ayant reçu des doses d'azote contrastées est utilisé pour réaliser à la fois des mesures directes (destructives) et indirectes (*gLAI*, *Cab*) servant respectivement à étalonner et valider les méthodes d'estimation des variables biophysiques. Le second dispositif est constitué d'un maillage de points (grille régulière, points espacés de 36 m) permettant de valider l'extension spatiale de la technique d'estimation de variables. Sur chaque point (de 20 à 85 en fonction des dates), des mesures indirectes de (*gLAI*, *Cab*) ont été réalisées.

Données radiométriques aéroportées et satellitales

Deux capteurs de télédétection caractérisés par des bandes spectrales réparties dans le visible, le proche et le moyen infrarouge ont été mis en oeuvre durant en 2000 et 2001: quatre images Casi en 2000 sur la parcelle 1 ; quatre images Casi et quatre images Spot en 2001 sur la parcelle 2 (Table 1). Les images aéroportées ont été, dans la mesure du possible, acquises en conditions de ciel clair autour de 12:00 HTU.

Le capteur Casi (*Compact Airborne Spectrographic Imager*, ITRES, Canada) possède 32 bandes spectrales de 10 nm de large dans la gamme spectrale 350-1050 nm ; il était embarqué sur un avion volant à une altitude de 1500 m, conduisant à une résolution au sol de 2 m. Quatre images sont exploitables en 2000, trois en 2001, pendant la saison de croissance du blé. Elles ont été corrigées des effets atmosphériques en utilisant des cibles de référence au sol dont la réponse spectrale a été mesurée par des radiomètres de terrain (FieldSpec/ASD et Cimel). Des images exprimées en réflectance de surface ont ainsi été obtenues.

En 2001, plusieurs images Spot ont pu être acquises. Le système Spot (système probatoire d'observation de la terre) consiste actuellement en trois satellites Spot–1, 2 et 4 équipés notamment des capteurs HRV (*High Resolution Visible*) pour Spot 1 et 2 et HRVIR (*High Resolution Visible Infra Red*) pour Spot 4. HRVIR possède un canal supplémentaire

Table 1. Calendrier d'acquisition des images de télédétection acquises sur le site de Chambry.

Capteur	Parcelle	Date d'acquisition (jour/mois/année)	Heure d'acquisition (HTU)
Casi	P1	08/04/2000	10:26
Casi	P1	06/05/2000	09:09
Casi	P1	02/06/2000	12:09
Casi	P1	28/06/2000	11:06
Casi	P2	02/04/2001	09:16
Casi	P2	21/04/2001	13:59
Casi	P2	08/05/2001	12:02
Spot -4/ HRVIR 1	P2	15/01/2001	10:45
Spot -1/ HRV 2	P2	12/05/2001	10:54
Spot -4/ HRVIR 1	P2	19/06/2001	11:04
Spot -1/ HRV 2	P2	03/07/2001	10:55

permettant d'explorer le domaine du moyen infrarouge en plus du visible et du procheinfrarouge. En mode multispectral, les bandes spectrales disponibles sont les suivantes: 0,50-0,59 µm (vert), 0,61-0,68 µm (rouge), 0,79-0,89 µm (proche infrarouge) et 1,58-1,75 µm (moyen infrarouge). La résolution spatiale au sol est de 20 m. L'étalonnage et les corrections atmosphériques des images Spot ont été réalisées avec le modèle Smac (Rahman et Dedieu, 1994). Ce modèle est basé sur une approche simplifiée du transfert radiatif dans l'atmosphère (Launay *et al.*, 1999). Il définit une équation pour chaque processus d'interaction dans l'atmosphère (albédo, transmission, réflexion, diffusion, absorption) et en ajuste les coefficients à un modèle de transfert radiatif précis (5S).

Les procédures d'étalonnage et de corrections atmosphériques, ainsi que les données radiométriques de terrain utilisées dans ces procédures, sont détaillées dans les documents suivants (Sanchez, 2002 ; Pohl, 2002 ; Zago, 2002 ; Zurita, 2003). Toutes les images ont été géoréférencées (*Lambert Conformial Conic projection*, spheroid: Clarke 1880) pour les rendre superposables. Des extractions spatiales des deux parcelles étudiées ont été réalisées afin de n'effectuer les estimations de variables que sur les pixels d'intérêt. Enfin, des extractions spatiales ont été réalisées sur les deux dispositifs mentionnés ci-dessus (sites-test et grilles) pour la mise au point et la validation des méthodes d'estimation des variables biophysiques.

Données biologiques

Les techniques d'inversion des données Casi ont été mises au point grâce à des mesures destructives réalisées sur les sites-test en 2000 et 2001 ; la validation repose sur des mesures indirectes effectuées au même endroit. Les estimations issues du capteur Spot-HRV, ainsi que l'étude des variations spatio-temporelles des estimations Casi, découlent de mesures indirectes réalisées sur les grilles.

Nous décrirons ici les protocoles utilisés pour les mesures destructives et indirectes ainsi que la procédure d'extension spatiale des mesures à l'échelle de la parcelle.

Mesures destructives

Les mesures destructives ont permis de déterminer *gLAI* et *Cab* pour chaque parcelle/microparcelle/date. Sur le site-test, chaque microparcelle correspond à une dose d'azote différenciée. Pour P1-2000, l'échantillonnage a été réalisé à sept dates du jour julien (jj) 65 au jj 180 (total : 29 configurations microparcelle x dates), avec deux échantillons par configuration ; pour P2-2001, les échantillons ont été prélevés à huit dates du jj 65 au jj 164 (total : 42 configurations) avec trois échantillons par configuration. Pour une date donnée, les surfaces échantillonnées étaient 0,85 m² pour P1-2000 et 1,233 m² pour P2-2001.

La surface des feuilles vertes de sous-échantillons a été évaluée avec des LICOR® LI-3000A et LI-3050A, permettant le calcul de gLAI (exprimé en $m^2\ m^{-2}$). Les pigments foliaires correspondant à des sous-échantillons de 20 cm² ont été extraits dans 50 ml de N,N-Dimethylformamid (DMF) ; la densité optique des extraits mesurée à 664 nm, 647 nm et 470 nm grâce au spectrophotomètre Beckman Du-64® a permis de calculer les concentrations en chlorophylle et caroténoïdes (Moran, 1982) ; elles sont exprimées en $g.m^{-2}$ de feuille (Houlès et al., 2001).

Mesures indirectes

Des mesures indirectes ont été réalisées sur les sites-test P1-2000 et P2-2001 à différentes dates: indice foliaire avec un LICOR® LAI-2000 et concentration en chlorophylle avec un Hydro N-tester.

La mesure avec le LAI-2000 intègre tous les organes de la plante et à la fois les éléments verts et jaunes. Comme on s'intéresse à l'indice foliaire vert (qui est la variable d'entrée des modèles), on utilise l'indice foliaire total mesuré par ce dispositif comme un indicateur de *gLAI*. Une acquisition LAI-2000 est la résultante de 16 mesures le long de 4 transects, ce qui caractérise approximativement une surface de 1 m x 3 rangs.

On a caractérisé le contenu en chlorophylle des feuilles par des mesures HN-tester réalisées sur les deux dernières feuilles complètement développées d'une plante (indicateur de *Cab*). Une acquisition N-tester est la moyenne de 30 mesures (15 plantes, 2 feuilles par plante). Les mesures de N-tester sont effectuées au niveau de la partie centrale de la feuille.

Ces mesures indirectes ont été réalisées sur les mêmes échantillons que ceux ayant servi aux mesures destructives. Nous avons ainsi pu établir des relations de calibration entre mesures LAI-2000 et *gLAI* d'une part et entre mesures N-tester et *Cab* d'autre part.

Des jeux indépendants de mesures indirectes ont par ailleurs été acquis sur les points de grille. Ces mesures sont étalonnées avec les relations comme mentionné ci-dessus et permettent ainsi l'estimation de *gLAI* et *Cab*. C'est ce jeu de données qui est utilisé par la suite.

Interpolation spatiale

Afin de comparer les variables biophysiques estimées par inversion à celles mesurées, à l'échelle de la parcelle, il est nécessaire de spatialiser ces dernières. Nous avons utilisé la méthode du krigeage (Chilès et Delfiner, 1999) qui permet d'interpoler des mesures locales après calcul et ajustement du semi-variogramme (cf. Bruchou *et al.*, dans cet ouvrage).

L'interpolation spatiale des mesures de *gLAI* et *Cab* fut possible pour la date du 5 mai 2000 sur la parcelle 1, correspondant à une acquisition Casi car nous disposions d'un nombre

suffisant de mesures acquises sur les 81 points de la grille et sur 23 points espacés de 2 m répartis selon une croix échantillonnant les courtes distances.

Dans ce cas, le modèle choisi (car minimisant la RMSE) pour modéliser le variogramme a été le modèle sphérique.

Méthodes d'estimation des variables biophysiques par inversion de modèles de transfert radiatif.

Modèles

La réflectance de la culture est simulée grâce à deux modèles couplés décrivant l'interception du rayonnement solaire avec une feuille et un couvert.

Le transfert radiatif dans la feuille est décrit par le modèle Prospect (Jacquemoud et Baret, 1990) qui suppose que la feuille est constituée de *N* couches élémentaires séparées par de l'air. Chaque couche est caractérisée par un indice de réfraction *n* et un coefficient d'absorption $K(\lambda)$. Le coefficient d'absorption est lié à la biochimie de la feuille (Fourty *et al.,* 1996) selon la relation :

$$K(\lambda) = \sum_i k_i(\lambda) \cdot C_i \qquad (1)$$

où k_i et C_i sont respectivement le coefficient d'absorption spécifique dans la longueur d'onde λ et la concentration (en poids par unité de surface de feuille) du composant *i*.

Les composants sont les chlorophylles a et b (i=ab), les caroténoïdes (i=c), la matière sèche (i=dm) et l'eau (i=w). Afin de prendre en compte l'apparition de pigments bruns lors de la sénescence des feuilles, nous avons ajouté un terme à l'équation (i=bp).

La réflectance bidirectionnelle du couvert végétal est simulée par le modèle Sail (Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves) développé par Verhoef (1984, 1985). Ce modèle considère un couvert homogène, infiniment étendu avec des feuilles distribuées aléatoirement. L'effet de "hot-spot" a été pris en compte d'après Kuusk (1991) par Andrieu *et al*. (1997). Le modèle calcule la réflectance spectrale du couvert en fonction des réflectances et transmittances spectrales des feuilles calculées par Prospect. Le sol est caractérisé par un spectre de réflectance $\rho_{soil}(\lambda)$ suivant une loi de Lambert. On suppose que la distribution des feuilles est elliptique et décrite par un angle moyen d'inclinaison *ALA*. La structure de la plante est aussi décrite par l'indice foliaire vert (*gLAI*) et le paramètre de "hot-spot" *h*. Les paramètres externes sont les angles zénithaux solaire (θ_s) et de visée (θ_v), l'azimut relatif entre la visée et le soleil ($\Delta\varphi$), et la fraction diffuse du rayonnement incident (*SKY* (λ)). Le couplage des modèles Sail et Prospect constitue le modèle Prosail.

Table 2. Bornes supérieures (X^{ub}) et inférieures (X^{lb}) des variables de Prosail, valeurs a priori (X^{p}) utilisées pour les inversions.

Variable	Symbole	Unité	X^{lb}_{v}	X^{ub}_{v}	X^{p}_{v}
Indice foliaire vert	*gLAI*	$m^2\ m^{-2}$	0	6	Dépend de la date
Contenu en chlorophylle de la feuille	*Cab*	$g\ m^{-2}$	0	0,80	Dépend de la date
Contenu en eau de la feuille	C_w	$g\ m^{-2}$	0,005	0,030	0,0539
Contenu en matière sèche	C_{dm}	g m-²	0	0,015	0,0192
Contenu en pigments bruns	C_{pb}	Unité relative	0	5	0
Paramètre de structure de la feuille	*N*	/	0,5	2	1,5
Angle moyen d'inclinaison de la feuille	*ALA*	Degré	10	86	57,3
Paramètre de Hot spot	*h*	/	0,05	2	0,1
Indice de brillance du sol	sb	Unité relative	0,1	0,35	0,2385

Le modèle Prosail a été utilisé pour simuler les réflectances de surface du site d'étude dans les conditionscorrespondant aux acquisitions effectuées avec les capteurs Casi et Spot, en terme de géométrie et de caractéristiques spectrales. Les paramètres d'entrée sont décrits dans la Table 2.

Méthodologie

Le problème inverse en télédétection consiste à estimer les caractéristiques d'une cible à partir d'un nombre limité d'observations (Figure 1). Le modèle de transfert radiatif (ici Prosail) permet de simuler les observations (réflectance spectrale et directionnelle) à partir des caractéristiques des cibles (variables biophysiques du couvert). Comme le modèle de transfert radiatif est complexe, non linéaire et implique plusieurs variables biophysiques, il n'est pas possible de calculer analytiquement le modèle inverse. Par ailleurs, le modèle est limité par ses hypothèses simplificatrices et les mesures sont contaminées par des erreurs qui peuvent être importantes. Le problème inverse est donc mal posé : une petite perturbation dans les entrées du problème (erreur sur les réflectances) peut engendrer de grandes variations sur l'estimation des variables biophysiques. Afin d'aboutir à des estimations plus précises et robustes, il est nécessaire de fournir au système un maximum d'informations pertinentes (sur les incertitudes liées au modèle et aux données observées, sur les valeurs attendues des variables), appelées information *a priori*.

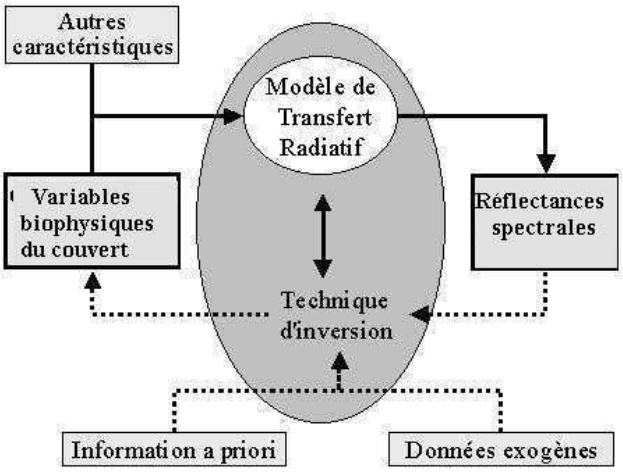

Figure 1 : Schéma montrant le principe de l'inversion. Les flèches pleines correspondent au fonctionnement des modèles dans le sens direct. Les flèches discontinues correspondent à l'inversion des modèles (d'après Guérif et al., 2001a).

Nous détaillerons dans la suite les variables biophysiques estimées, la technique d'inversion, en particulier la fonction coût et l'algorithme d'optimisation choisis, puis nous qualifierons l'information *a priori* utilisée.

Les variables estimées selon le type de capteur

La richesse spectrale du capteur Casi (32 bandes) permet d'estimer les neuf paramètres du modèle Prosail. En revanche, le capteur Spot-HRV ne dispose que de trois ou quatre bandes spectrales larges. A cause de cela, mais aussi du mauvais échantillonnage de la transition rouge-proche infrarouge, ces données ne permettent pas d'estimer *Cab*. Pour inverser les données de ce capteur, certains paramètres ont dû être fixés et seuls le *gLAI* et la brillance du sol (*sb*) sont estimés.

La fonction coût

L'estimation des paramètres du modèle, de sorte que les réflectances simulées s'ajustent au mieux aux réflectances observées, se fait en minimisant une fonction coût C basée au premier ordre sur la RMSE des réflectances. Combal et al. (2002) ont signalé l'importance d'introduire une connaissance *a priori* dans cette fonction afin de réduire la nature mal-posée du problème d'inversion. Cela consiste à ajouter dans C un second terme, constitué de la RMSE sur l'information à priori relative aux variables biophysiques. La fonction coût C s'exprime alors par :

$$C = \sum_{\lambda=1}^{q} \left(\frac{Y_\lambda^s - Y_\lambda^o}{\varepsilon_\lambda^Y} \right)^2 + \sum_{v=1}^{m} \left(\frac{X_v^s - X_v^p}{\varepsilon_v^X} \right)^2 \qquad (2)$$

où Y_λ^s est la réflectance simulée dans la longueur d'onde λ, Y_λ^o est la réflectance observée dans la longueur d'onde λ, ε_λ^Y tient compte à la fois des erreurs sur les mesures et le modèle, q est le nombre d'observations, c'est à dire de bandes spectrales, X_v^p est la valeur *a priori* pour la variable v et ε_v^X est l'incertitude associée à la variable v, m est le nombre de variables estimées.

L'algorithme d' optimisation

Plusieurs algorithmes ont été comparés par Combal et al. (2002) : quasi-Newton, réseau de neurones et tables de correspondances. Les conclusions de ce travail montrent que des différences significatives de temps d'exécution sont observées mais qu'aucun de ces algorithmes testés ne prédomine dans l'estimation des variables. Nous avons utilisé l'algorithme de quasi-Newton (logiciel Matlab®) pour résoudre le problème inverse car il converge vers le minimum de la fonction coût très efficacement. C'est un algorithme classiquement utilisé (Tarantola, 1987) qui nécessite un point de départ, c'est-à-dire une valeur initiale X_v^{st} pour chaque variable recherchée v. De plus, on peut définir des bornes inférieure X_v^{lb} et supérieures X_v^{ub} pour la variable v, de sorte que la solution X_v se trouve dans la gamme $X_v^{lb} \leq X_v \leq X_v^{ub}$.

Information *a priori* sur *gLAI* et *Cab*

Pour les estimations à partir de données Casi, l'information *a priori* est déterminée à partir de l'information radiométrique mesurée sur les sites-test. Des relations empiriques ont été établies sur un jeu de calibration, qui expriment d'une part *gLAI* en fonction du *NDVI* et d'autre part *Cab* en fonction de la position du red-edge. Pour les estimations à partir du capteur Spot-HRV, la résolution spatiale ne permet pas d'utiliser des mesures radiométriques issues des sites-test ; aussi l'information *a priori* a été établie à partir de simulations effectuées avec le modèle de culture STICS pour *gLAI* et à partir de mesures biologiques pour Cab (voir Zurita, 2003).

Les paramètres de la fonction coût (ε_λ^Y, ε_v^X et q) ainsi que la configuration spectrale (sélection des bandes spectrales) ont été optimisés dans le cas des données Casi. On a montré que les conditions optimales (valeurs minimales de C) étaient obtenues avec une incertitude $\varepsilon_v^X = 2kX_v^o$ calculée avec un k égal à 40%, avec des valeurs non biaisées de X_v^p telles qu'estimées par la littérature ou à partir du signal radiométrique, et avec des valeurs de départ X_v^{st} pour l'algorithme d'optimisation égales aux valeurs a priori ($X_v^{st} = X_v^p$). La configuration spectrale a été fixée en terme de nombre et de position de bandes de façon que les RMSE*gLAI*, RMSE*Cab* et RMSE*gLAI_Cab* soient optimisés pour chacune des variables *gLAI*, *Cab* et *gLAI_Cab*, respectivement (Table 3).

Table 3. Les symboles noirs repèrent les longueurs d'onde qui optimisent la RMSE des variables suivantes *gLAI*, *Cab* et *gLAI_Cab*.

λ (nm)	440	456	473	490	557	574	591	711	729	781	798	815	833	850	885	919	954
gLAI			●	●	●		●	●	●	●	●		●	●	●	●	●
Cab						●	●	●									●
gLAI_Cab	●	●	●					●	●	●	●	●	●				●

Résultats

Les résultats de l'estimation des variables biophysiques sont présentés ci-dessous, avec dans un premier temps une analyse des résultats obtenus par type de capteur, puis l'interprétation de la dynamique temporelle des estimations au cours d'une saison et enfin la cohérence des variations spatiales intra-parcellaires observées.

Résultats par type de capteur

Capteur Spot-HRV

L'inversion a été effectuée pour chaque pixel pour lequel une mesure au sol de *gLAI* existe (de 20 à 80 points en fonction de la date). Les résultats de l'inversion ont été comparés aux mesures terrain. Ils sont satisfaisants en terme d'erreur quadratique moyenne sur le *gLAI* (RMSE*gLAI*=0,4 m²m-², soit en valeur relative RRMSE=13,1%). Cependant, le r² est très faible (0,0035), et ceci peut être imputé en partie à la relativement faible précision des mesures au sol.

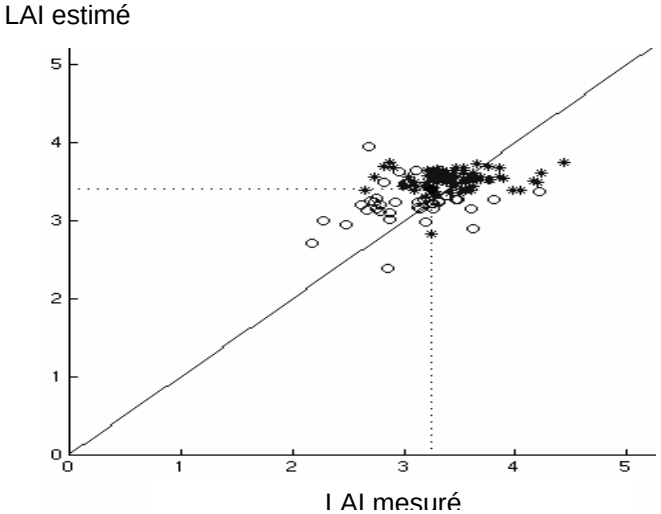

Figure 2. Comparaison des valeurs de *gLAI* estimées à partir du capteur Spot-HRV avec les mesures réalisées au sol. (* : 12/05/2001; o : 19/06/2001)

En effet, la valeur inversée de *gLAI* pour un pixel donné est comparée à la mesure faite sur le point de grille situé dans ce pixel. Au-delà du problème possible de positionnement (à 0,5 pixel près au mieux), la représentativité spatiale de la mesure est en cause : la mesure réalisée avec le LAI-2000 porte sur une surface de 1 m² alors qu'un pixel Spot représente une

surface 400 fois plus grande. A contrario, le point identifié par les lignes en pointillés sur la Figure 2 a bénéficié d'un support d'échantillonnage au sol plus important (21 mesures de g*LAI*, représentant une surface équivalente à un pixel Spot) : sa situation, proche de la première bissectrice, traduit la meilleure représentativité des mesures au sol vis-à-vis du pixel Spot. L'autre aspect de la précision des mesures peut être lié à la mauvaise représentativité des mesures indirectes par le LAI-2000 vis-à-vis de la variable *gLAI*, la phase de calibration de ces mesures indirectes via la comparaison avec les mesures destructives, réalisée sur les sites-test, pouvant ne pas représenter complètement les conditions rencontrées dans l'ensemble de la parcelle.

Capteur Casi

Les résultats sont présentés sur les sites test de l'année 2000 en comparant, pour toutes les microparcelles et toutes les dates, les variables estimées et mesurées (Figure 3). Les RMSE calculées sur les réflectances après inversion sont estimées entre 0,02 et 0,03 en fonction de la date considérée. Des critères d'évaluation pour les variables biophysiques ont été calculés (Table 4). La restitution de *gLAI* est satisfaisante avec une RMSE*gLAI* de 0,37 $m^2 m^{-2}$ et un coefficient de détermination r² de 0,97. Concernant l'estimation de *Cab*, la qualité des résultats dépend de la date (Figure 3).

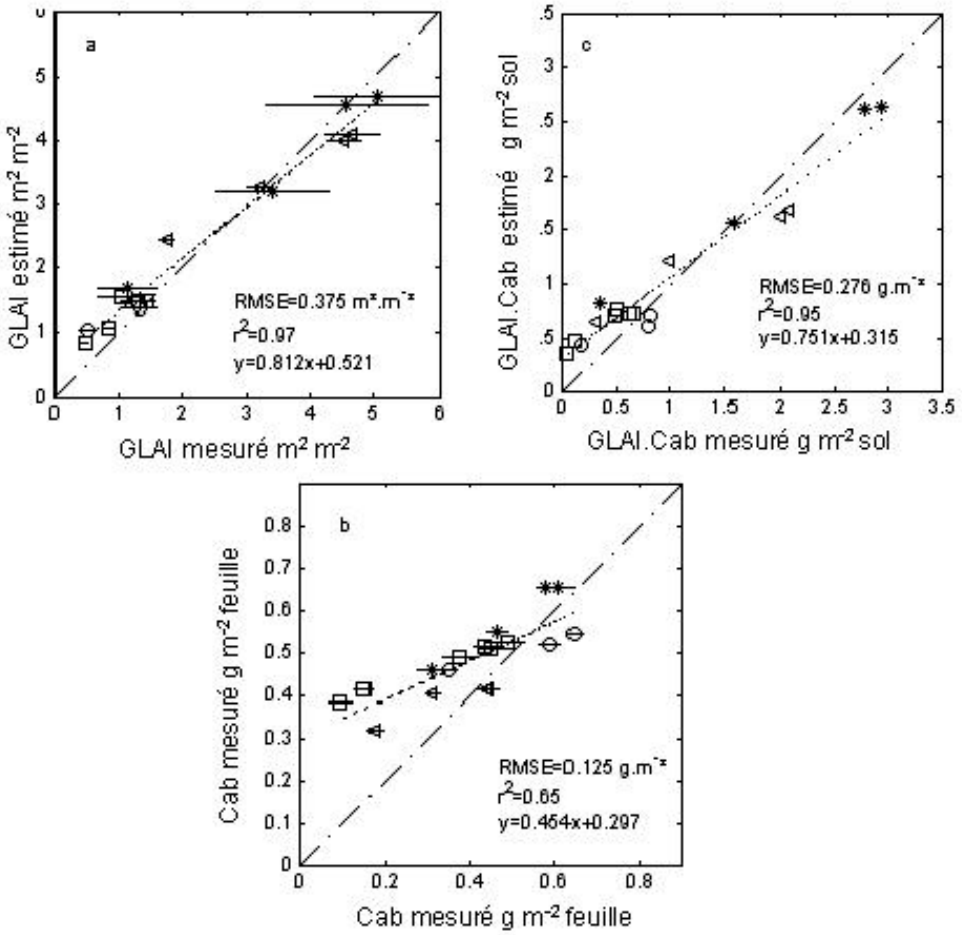

Figure 3. Comparaison des valeurs estimées et mesurées de *gLAI* (a), *Cab* (b) et du produit *gLAI_Cab* (c) par inversion de données Casi. O,*,◁, et □ correspondent respectivement aux jj 99, 127, 154 et 180. Les barres horizontales représentent les incertitudes associées aux mesures.

Sur l'ensemble des cas (dates et sites-test), RMSE*Cab* = 0,12 g m-2 et r2 = 0,65. Cependant, on observe dans deux cas, une forte sous-estimation de Cab (jj 180) probablement due à une valeur erronée de X_v^p pour cette date (de 30% supérieure à la moyenne des valeurs mesurées). Or nous avons montré l'importance d'un tel biais dans la restitution de la variable. Un test effectué en utilisant une valeur réduite de 30% pour X_{Cab}^p ce jour-là améliore l'estimation globale (RMSECab = 0,10 g m-2 et r² = 0,64). Finalement, lorsqu'on estime le contenu en chlorophylle du couvert (à travers le produit gLAI × Cab), on obtient RMSE*gLAI_Cab* = 0,28 g m^{-2} et r² = 0,95 (Figure 3). Grâce à une bonne précision sur l'estimation de *gLAI*, le contenu en chlorophylle du couvert est mieux estimé que la teneur en chlorophylle des feuilles. Les résultats sont significativement améliorés par la sélection des bandes spectrales, effectuée en testant successivement toutes les combinaisons possibles. Le choix de la configuration optimale (440, 456, 473, 711, 729, 781, 798, 815, 833, et 954 nm) améliore la RMSE*gLAI_Cab* de 40%.

Table 4. Résultats de l'inversion réalisée à partir des images Casi avec la configuration spectrale optimale sous forme de cinq critères d'évaluation.

Variable *v*	$RMSE_v$ (m² m^{-2})	$RRMSE_v$(%)	$RMSE_v^s$ (m² m^{-2})	$RMSE_v^u$ (m² m^{-2})	r_v^2
gLAI	0,375	16,8	0,311	0,211	0,973
Cab	0,125	30,6	0,113	0,052	0,650
gLAI_Cab	0,276	27,2	0,230	0,152	0,951

Weiss et Baret (1999) ont estimé les variables biophysiques à partir de données satellite simulées et un réseau de neurones pour effectuer l'inversion. Ils obtiennent des valeurs de RMSE*gLAI* = 0,55 m² m^{-2} et RMSE*gLAI_Cab* = 27 g m^{-2}, proches des nôtres. Combal *et al*. (2002) ont également utilisé des données de réflectances simulées pour comparer trois techniques d'inversion. Dans les cas de l'algorithme de quasi-Newton, *gLAI* a été estimé avec une RMSE dans la gamme [0,6 , 1,1 m² m^{-2}] et *Cab* avec une RMSE dans la gamme [8 , 15 g m^{-2}] en fonction du bruit associé aux données de réflectances simulées. Dans notre étude, nous obtenons des résultats avec des gammes d'erreur comparables en utilisant de « vraies » données de télédétection.

Analyse multi-temporelle

Nous avons réalisé l'inversion sur les points de la grille mesurés au sol pour la même série temporelle des quatre images Casi en 2000. Pour évaluer la cohérence temporelle de ces résultats, nous avons comparé pour chaque date les valeurs moyennes des estimations aux mesures (en utilisant l'ensemble des 20 à 80 points). Une extraction des spectres de réflectances à partir des images Casi a été effectuée pour chaque date sur une surface de 9 pixels (soit 36 m^2) au voisinage de chaque point. Ces spectres ont été utilisés pour estimer *gLAI* et *Cab* par inversion sur les points caractérisés au sol. La comparaison entre ces estimations et les mesures (valeurs moyennées sur l'ensemble des points) est présentée dans la Figure 4. On constate que les sens des évolutions temporelles au cours du développement de la culture sont globalement en bon accord. Cependant, on note une sur-estimation de *gLAI*, surtout pour les valeurs fortes, qui n'apparaissait pas dans les estimations réalisées sur les sites test et qui conduit à une RMSE assez élevée (de 1,24 m² m^{-2}). La surestimation est moins importante pour *Cab*, dont la RMSE est également supérieure (0,059 g m^{-2}) à celle observée sur les sites-test. Ces moins bonnes performances sont probablement à mettre au compte de la

qualité des données mesurées au sol auxquelles on compare les estimations. Il faut là encore évoquer les deux aspects mentionnés pour l'évaluation des inversions réalisées à partir des données Spot-HRV. Le premier réside dans la faiblesse de l'échantillonnage au sol sur les points de la grille, au regard de la surface extraite de l'image. Le second peut être lié à la mauvaise représentativité des mesures indirectes par le LAI-2000 et le HN-tester vis-à-vis des variables *gLAI* et *Cab*.

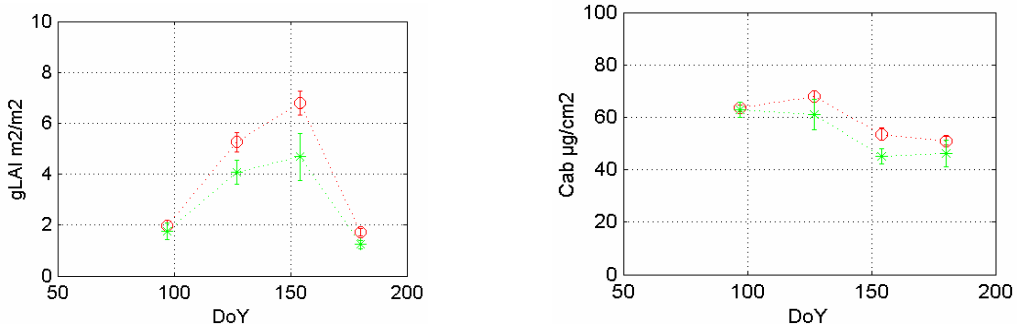

Figure 4. Profils temporels des inversions réalisées à partir des données Casi sur les points de grille, pour la parcelle 1 en 2000. A gauche : *gLAI* : mesures (*), estimations (o) ; à droite : *Cab* : mesures (*), estimations (o)

Variations spatiales

Nous avons réalisé l'inversion des images Spot-HRV et Casi pour tous les pixels contenus dans la parcelle. Nous avons ainsi obtenu des cartes de variables à la résolution spatiale du pixel élémentaire (20 m pour Spot-HRV et 2 m pour Casi).

Les acquisitions Spot-HRV ont permis de dresser des cartes de g*LAI* et de brillance du sol *sb* (Zurita, 2003). Les estimations réalisées à partir des images Casi ont permis de dresser des cartes des neuf paramètres estimés par inversion de modèles.

On constate une bonne adéquation entre la distribution spatiale des valeurs des cartes de brillance du sol obtenue par inversion d'une image Spot-HRV avec végétation (Figure 5a) ou d'une image Casi sans végétation (Figure 5b), et que cette distribution est très cohérente avec la distribution des sols représentée parune cartographie simplifiée (Figure 5c).

Les calcosols développés sur craie sableuse et les sols calco-magnésiens sableux correspondent aux plus fortes valeurs de brillance de sol, en lien avec leur couleur claire ; la variabilité de leur brillance est liée à celle leur teneur en carbonate de calcium et de la présence de cailloux. Les autres calcosols, moins caillouteux et les luvisols ont une brillance plus faible dont la variabilité dépend de leur teneur en limons grossiers, argile et carbone organique (Michot, 2003).

Afin d'établir une comparaison d'ordre qualitatif, les données acquises au sol ont été interpolées lorsque l'échantillonnage le permettait. Ceci a en particulier été réalisable pour la date du 5 mai 2000 pour la parcelle P1.

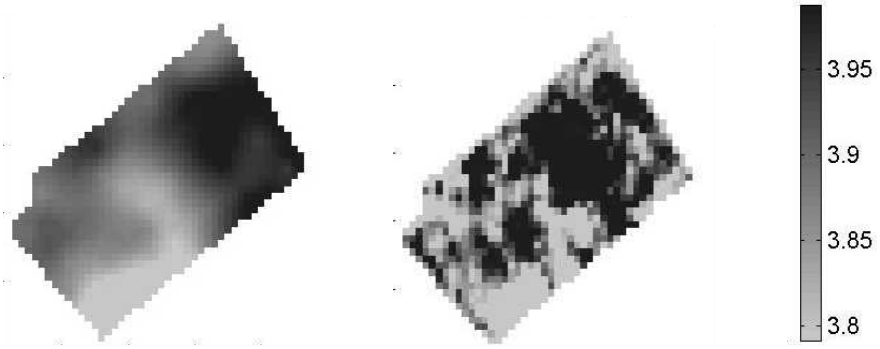

Figure 6. Cartes de la variable *gLAI* (m² m⁻²). A gauche : valeurs observées interpolées par krigeage ; à droite valeurs estimées par inversion de données Casi (6 mai 2000).

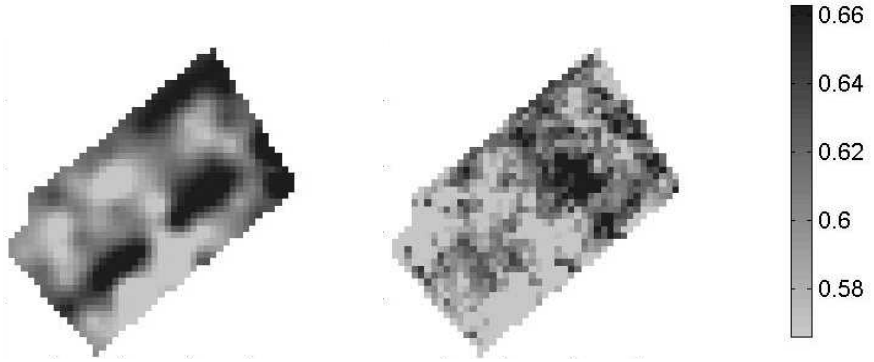

Figure 7. Cartes de la variable *Cab* (g m⁻²). A gauche : valeurs observées interpolées par krigeage ; à droite : valeurs estimées par inversion de données Casi (6 mai 2000).

Les figures 6 et 7 montrent la comparaison des cartographies de *gLAI* et *Cab* obtenues par krigeage avec les estimations obtenues par inversion de l'image Casi correspondante. On constate que la structure spatiale des cartes estimées correspond bien à celle des cartes observées. C'est particulièrement le cas pour *gLAI* (les positions des zones à faibles et fortes valeurs sont bien concordantes). Ceci n'est pas aussi général pour *Cab*, pour laquelle certaines structures à forte valeur de la carte des données mesurées ne sont pas bien reproduites dans le processus d'inversion. Il est difficile pour cette situation d'élucider l'origine de cette différence: qualité des données au sol ou précision de la procédure d'estimation ?

Conclusion

A travers cette étude, nous avons cherché à évaluer les potentialités de deux types de capteurs de télédétection opérant dans le domaine solaire pour caractériser la variabilité intra-parcellaire d'une culture en terme de variables biophysiques.

L'inversion d'un modèle de transfert radiatif à partir de données Spot-HRV a permis de fournir des estimations de l'indice foliaire vert sur les différents points de grille pour 2 dates d'acquisition, avec une erreur quadratique moyenne de l'ordre de 0,4 point. Ce résultat peut être considéré comme très satisfaisant, sachant qu'aucune méthode d'estimation de l'indice foliaire ne permet d'atteindre des précisions meilleures, et que les mesures qui constituent la référence à laquelle on compare les estimations est obtenue avec une faible précision. Cependant les caractéristiques spectrales de ce capteur ne permettent pas d'estimer

le contenu en chlorophylle des feuilles (position et largeur de bandes), limitant ainsi leur utilisation pour des applications liées à la fertilisation azotée. L'inversion réalisée à partir de données issues du capteur hyperspectral Casi offre plus de possibilités. On a montré que la richesse spectrale du capteur permettait d'estimer l'ensemble des paramètres des modèles, et donc particulièrement *gLAI*, *Cab* et la brillance du sol (qui peut être utilisée comme aide à la cartographie des sols et à la définition de zones) à condition de sélectionner judicieusement les bandes spectrales les plus adaptées et d'introduire de l'information exogène afin de mieux contraindre le système. On estime les variables avec une précision sensiblement du même ordre que celle obtenue à partir des données Spot pour le *gLAI* (RMSE de 0,38) et de 0,1 g m^{-2} pour *Cab,* sur les sites-test pour lesquels on a une bonne précision sur les mesures au sol, mais une gamme de variation très supérieure à celle rencontrée pour l'inversion des données Spot-HRV. En tout état de cause, il est très important de bien résoudre auparavant la question délicate des corrections atmosphériques.

L'inversion des données de télédétection s'est montrée spatialement cohérente : nous avons retrouvé dans les cartes estimées des variables biophysiques les structures spatiales observées soit à partir de mesures interpolées (cas de *gLAI* et *Cab* obtenus à partir d'images Casi), soit de cartographies des sols dressées par les pédologues (cas de la brillance des sols), malgré l'aspect plus lissé des cartes observées.

Enfin, nous avons observé une cohérence entre les évolutions temporelles des variables observées et simulées par Casi au cours d'un cycle cultural. Cependant cette procédure de validation reste pénalisée par la faiblesse de l'échantillonnage au sol n'assurant pas une bonne représentativité.

Des marges de progrès sont évidemment encore possibles pour améliorer la précision des estimations. Elles résident à la fois dans l'amélioration des modèles de transfert radiatif par des formalismes plus réalistes (de la distribution de la chlorophylle dans le couvert par exemple) et dans le renforcement des procédures d'inversion des modèles. Si l'adjonction d'information *a priori* a été un apport important, d'autres pistes de recherche sont en cours de développement, comme la prise en compte des contraintes spatiales pour réduire la nature mal posée du problème d'inversion (Lauvernet, 2005).

Remerciements

L'ensemble du personnel technique de l'Unité d'Agronomie de Laon est remercié pour son importante contribution à l'acquisition des données sol, et tout particulièrement Florence Barrois, Daniel Boitez, Frédéric Bornet, Cécile Colliot, Patrick Devaux, Caroline Dominiarczyk, Eric Gréhan, Charles Leforestier, Frédéric Mahu, Eric Venet. Matthew Pringle est remercié pour le travail d'interpolation des données. La société Astrium est remerciée pour la mise à disposition des données Casi.

AKKAL N., JEUFFROY M.H., MEYNARD J.M., BOISSARD P., HELBERT J., VALERY P., LEWIS, P. 1997. Assessment of a method for estimating the nitrogen requirements of a wheat crop based on an early estimate of cover fraction. *Stafford, J.V. (Ed.), SCI Agriculture and Environment Group (GBR), Precision Agriculture '97,* 1;405-412.

ANDRIEU B., BARET F., JACQUEMOUD S., MALTHUS T., STEVEN M., 1997. Evaluation of an Improved Version of Sail Model for Simulating Bidirectional Reflectance of Sugar Beet Canopies, *Remote Sensing of Environment*, 60. 247-257.

ASNER G.P., 1998. Biophysical and Biochemical Sources of Variability in Canopy Reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 64, 234-253.

BACOUR C., JACQUEMOUD S., LEROY M., HAUTECOEUR O., WEISS M., PRÉVOT L., BRUGUIER N., CHAUKI H., 2002. Reliability of the estimation of vegetation characteristics by inversion of three canopy reflectance models on airborne POLDER data. *Agronomie*, 22, 555-565.

BARET F., VANDERBILT V.C., STEVEN M.D., JACQUEMOUD S., 1994. Use of spectral analogy to evaluate canopy reflectance sensitivity to leaf optical properties, *Remote Sensing of Environment*, 48(2), 253-260.

CHILES J.P., DELFINER P., 1999. Geostatistics : Modelling Spatial Uncertainty. *In : Wiley Series in Probability and Statistics*, Wiley & Sons, Inter-Science, 695 p.

COMBAL B., BARET F., WEISS M., TRUBUIL A., MACÉ D., PRAGNÈRE A., MYNENI R., KNYAZIKHIN Y., WANG L., 2002. Retrieval of canopy biophysical variables from bi-directional reflectance data. Using prior information to solve the ill-posed inverse problem. *Remote Sensing of Environment*, 84, 1-15.

DAWSON T.P., CURRAN P.J., NORTH P.R.J., PLUMMER S.E., 1999. The propagation of foliar biochemical absorption features in forest canopy reflectance: a theorical analysis, *Remote Sensing of Environment*, 67, 147-159.

DAWSON T.P., CURRAN P.J., PLUMMER S.E., 1998. LIBERTY-Modeling the Effects of Leaf Biochemical Concentration on Reflectance Spectra, *Remote Sensing of Environment*, 65, 50-60.

FEIBO W., LIANGHUAN W., FUHUA X., 1998. Chlorophyll meter to predict nitrogen sidedress requirements for short-season cotton (Gossypium hirsutum L.). *Field Crops Research*, 56, 309-314.

FOURTY T, BARET F., JACQUEMOUD S, SCHMUCK G., VERDEBOUT J., 1996. Leaf optical properties with explicit description of its biochemical composition: direct and inverse problems, *Remote Sensing of Environment*, 56, 104-117.

GANAPOL B.D., JOHNSON L.F., HAMMER P.D., HLAVKA C.A., PETERSON D.L., 1998. LEAFMOD A New Within-Leaf Radiative Transfer Model, *Remote Sensing of Environment*, 63, 182-193.

GANAPOL B.D., JOHNSON L.F., HLAVKA C.A., PETERSON D.L., BOND B., 1999. LCM2 A coupled leaf/canopy radiative transfer model, *Remote Sensing of Environment*, 70, 153-166.

GUERIF M., BARET F., MOULIN S., BEGUE A., 2001a. Prise en compte de l'hétérogénéité parcellaire et de son évolution temporelle dans la gestion des interventions techniques : potentiel de la télédétection. *In : « Modélisation des agro-écosystèmes et aide à la décision »*, E. Malézieux (ed), collection Repères, CIRAD, Montpellier (FRA), p 303-326.

GUERIF M, BEAUDOIN N., DURR C., MACHET J.M., MARY B., MICHOT D., MOULIN S., NICOULLAUD B., RICHARD G., 2001b. Designing a field experiment for assessing soil and crop spatial variability and defining site specific management strategies. *Third European Conference on Precision Farming*, 18-20 June 2001 – Montpellier, France, p 677-682.

HOULES V., GUERIF M., MARY B., MACHET J.M., MOULIN S., 2001. Assessment of nitrogen nutrition index from biophysical variables obtained by remote sensing, *11th Nitrogen Workshop*; Reims, France, 9-12 September 2001, p 461-462.

HOULES V., 2004. Mise au point d'un outil de modulation intra-parcellaire de la fertilisation azotée du blé d'hiver basé sur la télédétection et un modèle de culture. Thèse INAP-G, 269 p.

JACQUEMOUD S., BARET F., 1990. Prospect: a model of leaf properties. *Remote Sensing of Environment*, 34:75-91.

JACQUEMOUD S., USTIN S. L., VERDEBOUT J., SCHMUCK G., ANDREOLI G., HOSGOOD B., 1996. Estimating Leaf Biochemistry Using the Prospect Leaf Optical Properties Model. *Remote Sensing of Environment*, 56, 3, 194-202.

KNYAZIKHIN Y., MARTONCHIK J., DINER D., MYNENI R., VERSTRAETE M., PINTY B., GOBRON, N., 1998a. Estimation of vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthtically active radiation from atmosphere corrected MISR data, *Journal of Geophysical Research*, 103(D24), 32239-32256.

KNYAZIKHIN Y., MARTONCHIK J., MYNENI R., DINER D., RUNNING S., 1998b. Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthtically active radiation from MODIS and MISR data, *Journal of Geophysical Research*, 103(D24), 32257-32276.

KUUSK A., 1991, The hot spot effect in plant canopy reflectance, in Myneni and Ross (Ed.), *Photon-vegetation interactions. Applications in optical remote sensing and plant ecology*, Springer Verlag, 139-159.

LAUNAY M., GUERIF M., DEDIEU G., 1999. Utilisation d'un modèle de correction atmosphérique (SMAC) pour le calcul des réflectances au sol à partir d'images Spot. *Photo-interprétation*, 3-4, 3-27.

LAUVERNET C., 2005. Assimilation variationnelle d'observations de télédétection dans les modèles de fonctionnement de la végétation : utilisation du modèle adjoint et prise en compte de contraintes spatiales. Thèse Université Joseph Fourier-Grenoble I, 202 p + annexes.

MICHOT D., 2003. Intérêt de la géophysique de subsurface et de la télédétection multispectrale pour la cartographie des sols et le suivi de leur fonctionnement hydrique à l'échelle intraparcellaire. Thèse de l'Université Pierre et Marie-Curie – Paris VI, 394p.

MORAN R., 1982. Formulae for determination of chlorophyllous pigments extracted with *N,N*-Dimethylformamide. *Plant Physiology,* 69, 1376-1381.

MORAN M.S., VIDAL A., TROUFLEAU D., QI J., CLARKE T.R., PINTER P.J., MITCHELL T.A., INOUE Y., NEALE C.M.U., 1997. Combining multifrequency microwave and optical data for crop management, *Remote Sensing of Environment*, 61, 96-109.

MOULIN S., ZURITA MILLA R., GUERIF M., BARET F., 2003. Characterizing the Spatial and Temporal Variability of Biophysical Variables of a Wheat Crop Using Hyperspectral Measurements, 2003, *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 21-25 July 2003, Toulouse, France, vol.IV, p 2206-2208.

PIEKELEK W.P., FOX R.H., 1992. Use of a chlorophyll meter to predict sidedress nitrogen requirements for maize. *Agronomy Journal*, 84, 59-65.

POHL E., 2002. Estimation of water vapor ontent and aerosol optical thickness using a Cimel photometer*, Master thesis, Trier University (bourse LEONARDO*) (GER), 20 p.

PRICE J.C., 1998. An approach for analysis of reflectance spectra, *Remote Sensing of Environment*, 64, 316-330.

PRIVETTE J., MYNENI R., EMERY W., HALL F., 1996. Optimal sampling conditions for estimating grassland parameters via reflectance model inversions, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(1), 272-284.

RAHMAN H., DEDIEU, G., 1994. SMAC: a simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum. *Int. J. Remote Sensing*, 15, 123-143.

REEVES D.W., 1993. Determination of wheat nitrogen status with a hand-held chlorophyll meter: influence of management practices. *Journal of Plant Nutrition*, 16, 781-796.

SANCHEZ N., 2002. Agriculture de precision : correction et mise en formes des images aéroportées Casi 2000 et 2001 (in french), *Thesis*, 72 p.

TARANTOLA A., 1987. Inverse problem theory. Methods for data fitting and model parameter estimation. The Netherlands: *Elsevier Science*, 613 p.

TARANTOLA A., 2005. Inverse Problem Theory and Model Parameter Estimation. SIAM. http://www.ipgp.jussieu.fr/~tarantola/

VERHOEF W., 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modelling : the Sail model, *Remote Sensing of Environment*, 16, 125-141.

VERHOEF W., 1985. Earth observation modelling based on layer scattering matrices, *Remote Sensing of Environment,* 17, 165-178.

VIDAL I., LONGERI L., HETIER J.M., 1999. Nitrogen uptake and chlorophyll measurements in Spring Wheat. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 55, 1-6.

WEISS M., BARET F., 1999. Evaluation of Canopy Biophysical Variable Retrieval Performances from the Accumulation of Large Swath Satellite Data, *Remote Sensing of Environment,* 70(3), 293-306.

WEISS M., BARET F., MYNENI R.B., PRAGNÈRE A., KNYAZIKHIN Y., 2000. Investigation of a model inversion technique to estimate canopy biophysical variables from spectral and directionnal reflectance data, *Agronomie*, 3-22.

WEISS M., BARET F., LEROY M., HAUTECOEUR O., BACOUR C., PREVOT L., BRUGUIER N., 2002. Validation of neural net techniques to estimate canopy biophysical variables from remote sensing, *Agronomie,* 22, 547-553.

ZAGO M., 2002. Traitement d'images en télédétection, Maîtrise d'informatique, *Université de la Méditerranée,* 35 p.

ZURITA R., 2003. Retrieving biophysical variables from optical remote sensing in the frame of precision farming, *Thesis report, Wageningen University*, 102 p.

Estimation de variables biophysiques du couvert par ajustement de modèles de transfert radiatif sur des réflectances

S. MOULIN, R. M. ZURITA, M. GUERIF

La mise en œuvre d'une agriculture de précision nécessite la connaissance instantanée des états de croissance des plantes, et ce, de façon spatialisée. La télédétection dans le domaine optique constitue un moyen privilégié de répondre à cette demande : elle permet en effet d'accéder, de façon répétée et avec une résolution spatiale adéquate à des variables biophysiques et biochimiques telles que l'indice foliaire (*gLAI*), le contenu en chlorophylle de la feuille (*Cab*) ou le taux de couverture. L'utilisation des modèles de transfert radiatif est une alternative à celle de relations empiriques dont la validité n'est pas universelle. Inverser des modèles de transfert radiatif consiste à ajuster les variables biophysiques pour que les réflectances simulées s'accordent au mieux aux réflectances observées. L'étude présentée ici est basée sur une expérimentation effectuée sur deux parcelles de blé pour lesquelles on dispose de mesures biologiques et radiométriques au sol, ainsi que de mesures radiométriques hyperspectrales et multispectrales acquises à partir de deux plateformes aéroportée (capteur Casi) ou spatiale (capteur Spot-HRV). La méthode proposée consiste à inverser les mesures de réflectance en valeurs de *gLAI* et *Cab* ; les modèles de transfert radiatif utilisés sont Sail (pour le couvert) et Prospect (pour les feuilles). On montre que la précision associée aux variables estimées est sensiblement du même ordre quel que soit le capteur pour le *gLAI* (RMSE de 0,4 environ) ; seules les données hyperspectrales Casi ont la richesse spectrale suffisante pour permettre d'accéder à *Cab*, avec une précision de 0,1 $g\,m^{-2}$. On montre également que l'estimation des variables est spatialement et temporellement cohérente avec les données mesurées.

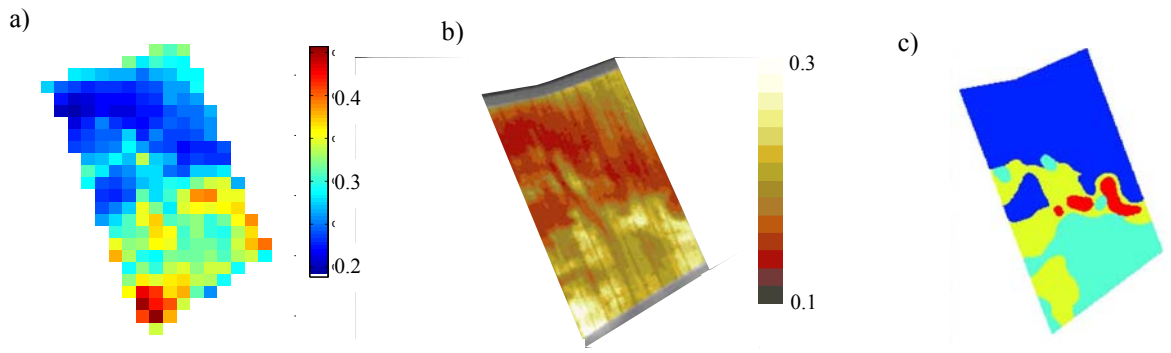

Figure 5. Cartes de brillance du sol obtenues à partir d'une image Spot-HRV le 01/07/2001 en présence de blé (a) et à partir d'une image Casi le 08/04/2000 en sol nu (b) sur la parcelle 2 ; comparaison avec une carte des sols simplifiée obtenue par regroupement des unités de sol établies par Nicoullaud *et al*. (dans cet ouvrage) (c) (en bleu foncé les luvisols, en bleu cyan et jaune les calcosols, en rouge sols calco-magnésiens sur sable).

Liste des auteurs

MOULIN Sophie
INRA Unité CSE
Site Agroparc
84914 Avignon cedex 9
sophie.moulin@avignon.inra.fr

ZURITA Raul
INRA Unité CSE
Site Agroparc
84914 Avignon cedex 9

GUERIF Martine
INRA Unité CSE
Site Agroparc
84914 Avignon cedex 9