

### III-1

## **Inversion de modèles de transfert radiatif pour estimer les caractéristiques d'un couvert végétal à partir de données de télédétection dans le domaine optique**

S. Jacquemoud<sup>1</sup>, C. Bacour<sup>1</sup>, H. Poilvé<sup>2</sup>, J.-P. Frangi<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Laboratoire Environnement et Développement, Université Paris 7,  
Case 7071, 2 place Jussieu,  
75251 Paris Cedex 05, France

<sup>2</sup> Matra Marconi Space, 31 avenue des Cosmonautes,  
31402 Toulouse Cedex 04, France

---

### **Résumé**

Quatre modèles de transfert radiatif sont comparés en modes direct et inverse. Ces modèles sont des couplages du modèle de propriétés optiques des feuilles PROSPECT et des modèles de réflectance des couverts végétaux SAIL, IAPI, KUUSK et NADI. Les valeurs de réflectance spectrale et directionnelle simulées montrent une bonne cohérence entre eux. Afin d'évaluer leur capacité à estimer les caractéristiques de la végétation, des inversions ont d'abord été réalisées sur des spectres synthétiques (10 longueurs d'onde dans le visible et le proche infrarouge). Au vu de résultats satisfaisants, une campagne de mesures organisée en 1997 aux Etats Unis a permis de tester la performance de ces modèles en situation réelle. Cette expérience représente un imposant jeu de données constitué de 200 spectres de réflectance acquis sur des champs de maïs (*Zea mays* L.) et de soja (*Glycine max*), ainsi que des vérités terrain correspondante (concentration en chlorophylles a+b et indice foliaire). Seuls les trois premiers modèles ont pu être inversés, les temps d'exécution de NADI ne permettant pas d'envisager une utilisation opérationnelle. Les inversions ont été menées par étapes successives au cours desquelles le nombre de paramètres à estimer a été réduit. Aucune différence significative n'a pu être observée entre les trois modèles. Globalement, le paramètre de structure des feuilles (N) et la teneur en matière sèche ( $C_m$ ) ne peuvent pas être estimés correctement ; la concentration en chlorophylle ( $C_{ab}$ ), l'indice foliaire (LAI), et l'angle moyen d'inclinaison des feuilles ( $\theta_i$ ) ont fourni de meilleurs résultats bien qu'aucune validation n'ait pu être faite pour ce dernier paramètre en raison de l'absence de données de terrain. En choisissant l'inversion comme méthode alternative pour extraire des informations sur les couverts végétaux, les modèles SAIL et KUUSK, dont les performances en terme de précision et de rapidité d'exécution sont bonnes, sont des candidats sérieux pour des applications en écologie ou en agriculture de précision.

---

### **1. Introduction**

L'estimation des propriétés de surface à partir de données de télédétection dans le domaine optique a donné lieu à de nombreux travaux dès le lancement des premiers satellites d'observation

de la Terre. Le suivi de la végétation à partir de l'espace a longtemps été limité par la faible résolution temporelle, spectrale ou angulaire de ces instruments. L'évolution des techniques, la chute du coût des capteurs, et enfin une meilleure compréhension des interactions entre le rayonnement électromagnétique et la végétation (absorption, réfraction, diffusion) ont ouvert de nouvelles perspectives. Jusqu'à présent, la complexité de ces interactions a plutôt favorisé le développement et l'utilisation intensive de méthodes empiriques ou semi-empiriques pour relier des indices de végétation simples à des caractéristiques biophysiques des couverts végétaux telles que l'indice foliaire (LAI) ou la fraction de rayonnement photosynthétiquement actif absorbé (fPAR). Ces indices sont en général des combinaisons de réflectances mesurées dans plusieurs bandes spectrales. Ils sont rarement basés sur des concepts physiques ce qui réduit leur robustesse et limite leur utilisation sur des cibles différentes de celles ayant servi à les calibrer. De nouvelles méthodes d'extraction de l'information telles que l'analyse multispectrale, les tables de correspondances ou les réseaux de neurones ont été testées avec succès dans le passé. Parmi ces approches, l'inversion de modèle est apparue comme une méthode prometteuse (Myneni et Ross, 1991 ; Verstraete et al., 1996) pour extraire les propriétés intrinsèques de nombreux milieux comme l'atmosphère, un sol nu ou un couvert végétal, parallèlement au développement de modèles analytiques de propriétés optiques de ces milieux.

Alors que les premières inversions sont apparues il y a une quinzaine d'années, très peu de travaux ont abordé les aspects opérationnels. L'inversion était surtout considérée comme un moyen de valider les modèles de transfert radiatif mais, à de rares exceptions près, elle ne s'est jamais imposée comme une méthode alternative pour extraire une information sur la végétation à partir d'images de télédétection. Réussir une inversion nécessite la conjonction de trois facteurs : un bon modèle, une procédure d'optimisation appropriée et un jeu de réflectances calibrées. Seul le premier facteur sera détaillé ici. La télédétection, comme de nombreuses disciplines scientifiques, utilise la modélisation qui consiste en une version abstraite et réduite de la réalité. Qu'est-ce qu'un bon modèle ? Dans notre perspective, le choix est gouverné par quelques règles : avec beaucoup de paramètres, il est clair qu'on peut toujours construire un modèle mathématique décrivant une situation quelconque. Mais là n'est pas le problème. La difficulté consiste plutôt à construire un modèle qui repose sur un nombre limité d'hypothèses mathématiques. En effet, lorsqu'on souhaite l'inverser, il y a conflit entre la stricte adhésion aux données expérimentales qu'on appelle le "fit" et le nombre de paramètres d'entrée du modèle : un nombre important de paramètres conduira à un bon "fit" mais aussi à un modèle compliqué. Le meilleur modèle résultera d'un compromis entre peu de paramètres et un bon "fit" (Thom, 1983). Cette règle exclut les modèles de lancer de rayons ou de transfert radiatif dans un milieu hétérogène qui requièrent une description détaillée de l'architecture du couvert et par conséquent des moyens de calcul importants doublés de temps d'exécution rédhibitoires pour simuler des réflectances. Comme la fonction de mérite peut être appelée des centaines de fois, un modèle lent entraîne une inversion très lente. Le facteur temps n'est malheureusement jamais clairement évoqué dans les publications... Une autre condition est que les paramètres d'entrée du modèle représentent des quantités mesurables "au champ" et interprétables en terme de caractéristiques biophysiques, ce qui exclut certains modèles paramétriques, néanmoins utiles pour d'autres applications. Bien qu'ils s'appliquent uniquement à des couverts homogènes, notion qui dépend de l'échelle d'observation, les modèles de transfert radiatif unidimensionnels sont les mieux adaptés à une telle approche. Goel (1984, 1989) le premier, puis Otterman (1987, 1990), Pinty et al. (1990, 1991, 1996), Kuusk (1991, 1995), Deering et al. (1992), Privette et al. (1994, 1996), ou Bicheron et Leroy (1999) parmi d'autres sont des précurseurs dans ce domaine. Leurs travaux concernent surtout l'estimation de l'architecture des couverts (LAI, distribution d'angles foliaires) en utilisant des données de réflectance directionnelle. Au milieu des années 80, les instruments haute résolution spectrale ont à leur tour initié des études sur la modélisation de la réflectance spectrale et sur l'inversion de modèles analytiques pour extraire une information sur la biochimie (Gao et Goetz, 1995) mais aussi sur la quantité de végétation (Jacquemoud et al., 1995;

Asner et al., 1998). Des projets tels que la plate-forme EOS ont récemment relancé la notion de synergie entre les données spectrales et directionnelles. Inverser un modèle sur ces données devrait permettre de mieux caractériser les surfaces terrestres dans le futur. Cependant, considérant qu'il existait déjà de nombreux modèles tant au niveau de la feuille qu'à celui du couvert, le développement de nouveaux codes est passé au second plan par rapport à l'utilisation pratique de ceux existants (Wickland et Smith, 1995).

Une question difficile se pose alors : quel modèle est le meilleur pour une application donnée? Bien que les modèles utilisés par les auteurs cités auparavant remplissent les conditions pour une bonne inversion, personne n'y a réellement répondu. Pour la première fois dans ce papier, quatre modèles de transfert radiatif unidimensionnels sont comparés en sens direct et inverse sur le même jeu de données. Une comparaison stricte de leurs performances implique qu'ils acceptent les mêmes paramètres d'entrée. C'est pourquoi une étude opposant un modèle de transfert radiatif unidimensionnel à un modèle tridimensionnel en vue de démontrer la suprématie du second serait certes intéressante mais guère utile car les hypothèses de base seraient différentes ! La première partie de ce papier est une description rapide des quatre modèles, combinaisons d'un modèle de propriétés optiques des feuilles et de quatre modèles de réflectance des couverts végétaux. Leur comportement en sens direct est décrit avant d'aborder le problème inverse avec une étude théorique et une validation sur 200 spectres de réflectance acquis sur des cultures de maïs et de soja.

## 2. Les modèles

Le schéma qui consiste à coupler un modèle de réflectance des couverts végétaux et un modèle de propriétés optiques des feuilles est aujourd'hui largement répandu dans la littérature. A chaque échelle, les modèles ont été adaptés pour permettre la meilleure comparaison qui soit.

### 2.1. A l'échelle de la feuille

La dernière version du modèle PROSPECT (Jacquemoud et al., 1996) incluant la biochimie de la feuille a été simplifiée par Baret et Fourty (1997) qui ont introduit la teneur en matière sèche  $C_m$  à la place des teneurs en protéine, cellulose, lignine, etc. pris séparément.  $C_m$  exprimé en  $\text{g cm}^{-2}$  équivaut à la surface foliaire spécifique (SLA), paramètre important dans les études de croissance des plantes et dans les modèles de fonctionnement des écosystèmes. En résumé, PROSPECT simule la réflectance et la transmittance des feuilles avec un paramètre de structure des feuilles  $N$ , une concentration en chlorophylle  $a+b C_{ab}$  ( $\mu\text{g cm}^{-2}$ ), une épaisseur équivalente en eau  $C_w$  ( $\text{g cm}^{-2}$ ), et une teneur en matière sèche  $C_m$  ( $\text{g cm}^{-2}$ ). Baret et Fourty (1997) ayant limité leur étude au moyen infrarouge, nous avons décidé de valider PROSPECT sur tout le domaine optique comme Jacquemoud et al. (1996). La Figure 1 présente le coefficient spécifique d'absorption de la chlorophylle, de l'eau et de la matière sèche en fonction de la longueur d'onde. Le spectre d'action des chlorophylles s'étend de 400 à 700 nm, alors que l'eau et la matière sèche présentent des caractéristiques d'absorption seulement au delà de 950 nm. Cependant la matière sèche absorbe aussi le rayonnement visible de façon constante comme le confirment expérimentalement les spectres de feuilles albinos. L'inversion de PROSPECT sur la base de données LOPEX93 (Hosgood et al., 1995) montre que la chlorophylle, l'eau et la matière sèche peuvent être estimés avec des  $R^2$  de 0.67, 0.95, et 0.65, ce qui est satisfaisant sur des feuilles vertes. En terme de reconstruction spectrale, les résultats de la Figure 2 montrent aussi une bonne correspondance entre les spectres mesurés et simulés avec un écart quadratique moyen inférieur à 0.02 (0.014 en moyenne pour la réflectance et 0.017 en moyenne pour la transmittance).

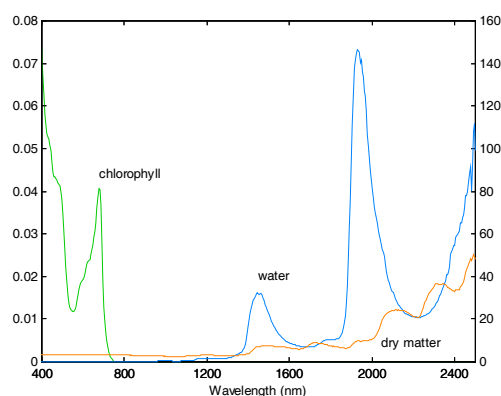


Figure 1.

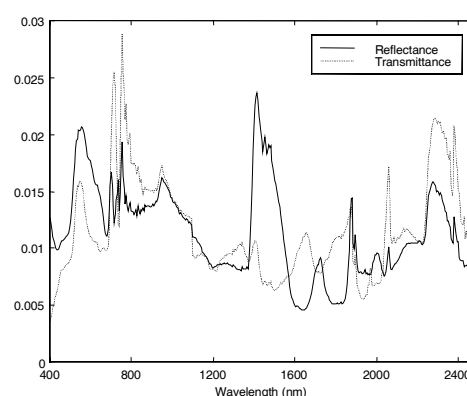


Figure 2.

Coefficient spécifique d'absorption – à gauche : chlorophylle a+b ( $\text{cm}^2 \mu\text{g}^{-1}$ ) – à droite : eau ( $\text{cm}^2 \text{g}^{-1}$ ) et matière sèche ( $\text{cm}^2 \text{g}^{-1}$ ).  
 Ecart quadratique moyen entre valeurs simulées et mesurées de réflectance et de transmittance.

## 2.2. Au niveau du couvert végétal

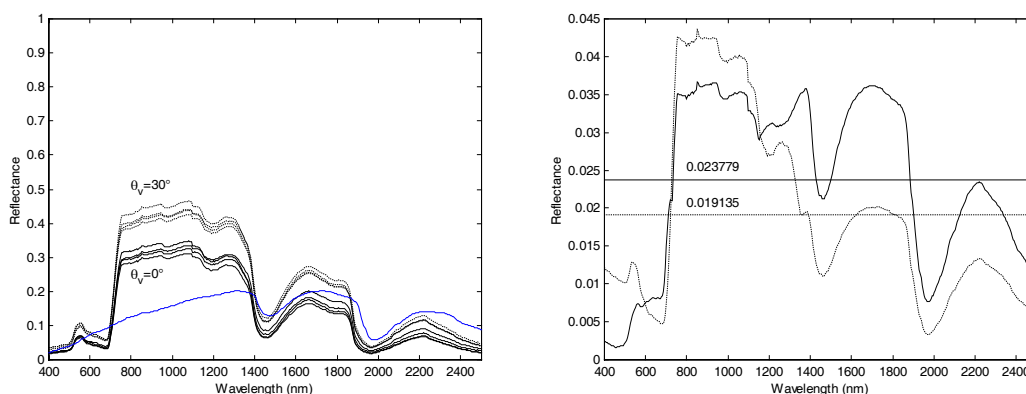
Les feuilles sont les surfaces principales des couverts végétaux. Il n'y a donc rien d'étonnant à ce que leurs propriétés optiques soient des paramètres d'entrée commun à tous les modèles de réflectance de la végétation. Le choix d'un modèle est guidé par un certain nombre de facteurs détaillés plus haut. Les modèles de transfert radiatif unidimensionnels ont prouvé leur capacité à remplir ces conditions. Myneni et Ross (1991) ont écrit une excellente revue du transport des photons dans les couverts végétaux. Tous ces modèles s'appliquent à des milieux homogènes absorbants et diffusants et ils dérivent tous plus ou moins directement de l'équation de transfert radiatif. Ils diffèrent les uns des autres dans la manière dont cette équation est résolue. Par exemple, différentes approximations peuvent être retenues pour calculer l'effet de "hot spot" ou bien la diffusion multiple dans le couvert. Le modèle le plus populaire est peut-être le modèle SAIL (Verhoef, 1984, 1985) adapté au début des années 90 pour prendre en compte l'effet de "hot spot". Ce succès est lié à un code simple et rapide qui calcule convenablement la réflectance de cultures homogènes. Depuis cette époque, de nombreux autres codes impressionnants ont été proposés dans la littérature mais ils n'ont jamais été comparés entre eux en terme de précision, de vitesse d'exécution ou d'inversibilité. Pour cette raison, outre SAIL, nous avons choisi le modèle IAPI développé par Jaquinta et Pinty (1994), le modèle KUUSK basé sur une approche de type chaîne de Markov pour décrire l'architecture (Kuusk, 1995), et le modèle semi-discret NADI récemment publié par Gobron et al. (1997). Notre intention n'est pas ici de détailler ces quatre modèles. Seules les améliorations apportées aux versions originales seront décrites car malgré leurs ressemblances, ces modèles n'étaient pas immédiatement comparables. Par exemple, ils utilisaient trois fonctions de distribution d'angles foliaires (LAD) différentes : distributions continues ellipsoïdale (SAIL) ou elliptique (KUUSK), et les six fonctions discrètes de Bunnik (IAPI et NADI) supposées couvrir une large gamme d'inclinaisons foliaires. Une fonction discrète n'est évidemment pas idéale pour des inversions à moins que l'architecture du couvert ne soit *a priori* connue. Après avoir comparé toutes les distributions d'angles foliaires proposées à ce jour (polynomiale, trigonométrique, bêta, ellipsoïdale et elliptique), nous avons fixé notre choix sur la distribution ellipsoïdale (Campbell, 1990) simplement paramétrée par un angle moyen d'inclinaison des feuilles  $\theta_l$ . Les modifications ont été effectuées pour SAIL, IAPI et NADI mais pas pour KUUSK dont la distribution d'angles foliaires peut se déduire facilement de ellipsoïdale. Un autre exemple est fourni par le paramètre de "hot spot"  $S_l$  défini comme le rapport entre le diamètre moyen des feuilles et la hauteur du couvert

chez SAIL, KUUSK et NADI, mais comme le diamètre moyen des tâches de lumière dans le couvert chez IAPI. Gobron et al. (1997) ont montré que cette définition pouvait se ramener à la première si bien que les quatre modèles utilisent désormais  $S_1$  pour prendre en compte l'effet de "hot spot". D'autres paramètres mineurs comme le paramètre de Markov chez KUUSK, la visibilité horizontale chez SAIL ont été fixés pour améliorer la comparaison entre les quatre modèles. Finalement, ils ont été couplés au modèle PROSPECT, et renommés à cette occasion PROSAIL, PROSI-API, PROKUUSK, et PRONADI.

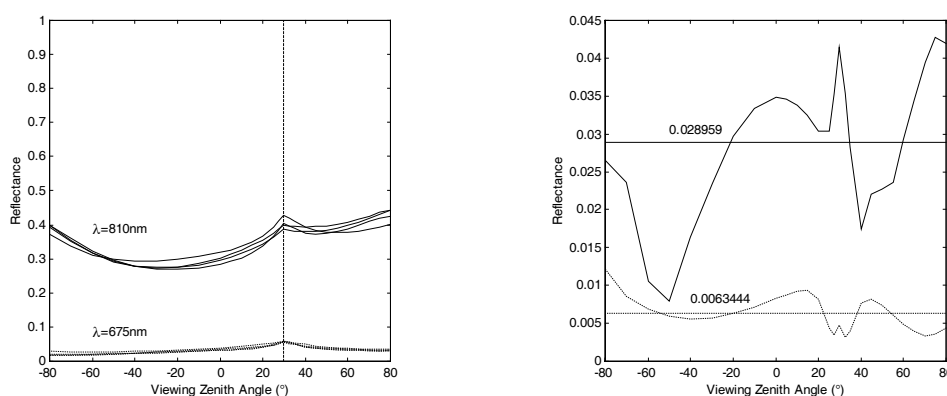
**Tableau 1.** Exemple de fichier d'entrée et de sortie de PROSAIL. Les simulations ont été effectuées pour les six bandes spectrales de TM (isat = 4) et cinq angles de visée (na = 5) distribués autour du nadir. Les six longueurs d'onde de la première colonne de output.m correspondent au maximum de sensibilité de chaque fonction de filtre de l'instrument TM.

input.m		output.m					
Parameters=[		30.0	60.0	30.0	.0	30.0	60.0
4	0 % isat	.0	.0	.0	.0	180.0	180.0
30.0	0 % Theta_s, Phi_s	500.00	.0377	.0424	.0293	.0237	.0222
57.0	0 % Theta_l	595.00	.0778	.0846	.0591	.0501	.0535
2.0	0 % LAI	677.50	.0466	.0636	.0421	.0335	.0295
1.5	0 % N	800.00	.4061	.3953	.3029	.2803	.3228
35.0	0 % Cab	1707.50	.1981	.2340	.1667	.1459	.1567
0.0150	0 % Cw	2187.50	.0676	.0978	.0647	.0545	.0558
0.0100	0 % Cm						
0.250	0 % S1						
50.0	0 % vis						
5	0 % na						
60.0	0.0 % Theta_v(j), Phi_v(j)						
30.0	0.0						
0.0	0.0						
30.0	180.0						
60.0	180.0						
];							

Le Tableau 1 montre des fichiers d'entrée et de sortie typiques de PROSAIL. Pour un jeu de paramètres donné, les réflectances spectrale et directionnelle sont calculées simultanément après avoir choisi le type de capteur (isat) et le nombre d'angles de visée (na). Outre les capteurs spatiaux courants (HRV, TM, AVHRR, AVIRIS, etc.), n'importe quel nouvel instrument peut être facilement introduit dans les codes en supposant la réponse spectrale des fonctions de filtre connue. Considérons un angle zénithal solaire de  $30^\circ$ , la réflectance d'un couvert végétal standard ( $N = 1.5$ ,  $C_{ab} = 35 \mu\text{g cm}^{-2}$ ,  $C_w = 0.015 \text{ g cm}^{-2}$ ,  $C_m = 0.01 \text{ g cm}^{-2}$ ,  $\text{LAI} = 2$ , distribution sphérique ou  $\theta_1 \approx 57^\circ$ ,  $S_1 = 0.25$ ) a été calculée de 400 à 2500 nm (pas de 5 nm) et de  $\theta_v = 0^\circ$  à  $89^\circ$  pour  $\psi_v = 0^\circ$  et  $180^\circ$  (pas de  $1^\circ$ ). La réflectance du sol est représentée dans la Figure 3. Cette dernière montre une bonne superposition des quatre courbes de réflectance, étant donné les formalismes mathématiques assez différents des modèles. Les écarts sont généralement maximum dans le proche infrarouge ce qui n'est pas très surprenant car ces modèles se distinguent les uns des autres par la façon dont la diffusion multiple est prise en compte. Dans le visible, la forte absorption du rayonnement par les chlorophylles efface ces différences. Elles varient aussi selon la direction de visée et il est surprenant de constater qu'elles ne sont pas constantes en fonction de la longueur d'onde. La réflectance du couvert simulée à 675 et 810 nm en fonction de l'angle zénithal solaire montre aussi une bonne superposition à la fois dans les directions de rétrodiffusion et spéculaire (Figure 4). Comme précédemment, les différences sont maximum dans le proche infrarouge et varient en fonction de l'angle zénithal de visée. Ces résultats ne permettent cependant pas de conclure sur la prédominance de l'un des modèles par rapport à un autre en terme de précision. Une validation des quatre modèles, c'est-à-dire des inversions réalisées sur le même jeu de données, devrait nous éclairer sur ce point.



**Figure 3.** Réflectance spectrale d'un couvert végétal simulée par PROSAIL, PROSIAPI, PROKUUSK, et PRONADI au nadir ( $\theta_v = 0^\circ$ ) et dans la direction du "hot spot" ( $\theta_v = 30^\circ$ ). La forme du spectre de réflectance d'un sol standard est ajouté. Les différences entre la réflectance maximum et minimum sont tracées sur le graphe de droite ainsi que les moyennes sur toutes les longueurs d'onde.



**Figure 4.** Réflectance directionnelle simulée par PROSAIL, PROSIAPI, PROKUUSK, et PRONADI à 675 et 810 nm. Les différences entre la réflectance maximum et minimum sont tracées sur le graphe de droite ainsi que les moyennes sur toutes les directions de visée.

### 3. Validation

Bien que Verstraete et al. (1996) aient écrit un excellent papier sur la philosophie de l'inversion, toute généralisation dans ce domaine n'est pas aisée. Il existe plusieurs façons d'inverser un modèle selon le code lui-même, la nature et le nombre de données radiométriques disponibles (réflectances spectrale ou directionnelle), et l'algorithme d'optimisation. Nous restreindrons cette étude à des réflectances acquises au nadir dans 10 bandes spectrales à peu près régulièrement espacées entre 430 et 880 nm. Les inversions consistent à minimiser la fonction de mérite  $\chi^2$  :

$$\chi^2 = \sum_{\lambda=1}^{10} (\rho_{\text{mes}}(\lambda) - \rho_{\text{mod}}(\lambda, \Theta))^2$$

où  $\Theta$  est le vecteur des paramètres inconnus. Parmi les paramètres étudiés en mode direct, certains comme  $C_w$  n'ont aucune influence sur la réflectance dans le visible / proche infrarouge, d'autres comme  $S_1$  ont des

effets discriminants seulement autour du "hot spot". Il est donc difficile pour ne pas dire impossible de retrouver leur valeur. Nous les supposons constants. La routine E04JAF de la librairie NAG (Numerical Algorithms Group) qui est basée sur un algorithme de type Quasi-Newton et qui requiert seulement des évaluations de la fonction de mérite, a été choisie pour minimiser  $\chi^2$ . Cette routine est désormais bien connue et largement utilisée en télédétection aussi nous ne la décrivons pas davantage. Le jeu de paramètre initial a été fixé à  $N = 1.5$ ,  $C_{ab} = 50 \mu\text{g cm}^{-2}$ ,  $C_m = 0.015 \text{ g cm}^{-2}$ ,  $\text{LAI} = 3$ , and  $\theta_1 = 45^\circ$ . Afin d'éviter l'évaluation de la fonction pour des jeux de paramètres absurdes, ces derniers ont été contraints dans le domaine d'application des modèles. La routine E04JAF fournit un message d'erreur, `ifail`, qui indique si les conditions pour un minimum sont satisfaites ou non : le degré de confiance dans les résultats décroît lorsque `ifail` augmente. Le nombre moyen d'appel de la fonction de mérite  $\chi^2$  (CNTR) nous informe sur la vitesse de convergence mais, comme le temps d'exécution des modèles varie fortement, le temps cpu nécessaire pour effectuer les 200 inversions sur une machine donnée sera aussi considéré. Finalement, l'erreur quadratique moyenne du "fit" (RMSE) définie comme  $\sqrt{\chi^2/n}$  permet de comparer les réflectances calculées (en utilisant le modèle et les paramètres estimés) avec celles mesurées. Avant de comparer les quatre modèles sur un large jeu de données expérimentales, les inversions ont été réalisées sur des données synthétiques.

### 3.1. Données synthétiques

Considérons le couvert standard du Tableau 1. Les réflectances de ce couvert ont été calculées par chaque modèle dans les 10 longueurs d'onde précédemment définies sous des conditions données (angle zénithal solaire de  $30^\circ$ , sol standard de la Figure 3, et  $\theta_v = 0^\circ$ ). Tester l'inversion sur un jeu de données synthétiques générées par le modèle lui-même donne une idée de son inversibilité. Si cette étape n'est pas une preuve en soi, elle est un préalable nécessaire avant de continuer. La diagonale du Tableau 2 (en caractères gras) montre un excellent comportement des quatre modèles en inversion. En conséquence il nous a semblé intéressant d'inverser chaque modèle sur des spectres de réflectance générés par les trois autres modèles. Une telle étude est un moyen original d'évaluer la robustesse de la procédure d'inversion lorsque les données radiométriques sont contaminées par du bruit ou ont été approximativement calibrées. Cela arrive parfois lors de campagnes de mesures aéroportées, par exemple lorsqu'il manque des mesures de l'état de l'atmosphère le jour de la mission. Alors une erreur systématique, sur- ou sous-estimation de la réflectance, peut survenir. L'inversion croisée montre certains comportements comme la difficulté de PRONADI et PROKUUSK à retrouver la bonne valeur de l'angle moyen d'inclinaison des feuilles. Les calculs effectués avec des données directionnelles fournissent de bien meilleurs résultats (non publiés) ce qui tend à prouver que ces deux modèles confondent  $\theta_1$  et d'autres paramètres lorsque seules des données spectrales sont disponibles.  $C_{ab}$  et LAI sont globalement bien estimés sur les 10 bandes spectrales. CNTR varie du simple au double, mais le résultat le plus significatif est la grande variation de temps cpu pour le même nombre d'appels de la fonction de mérite.

### 3.2. Données expérimentales

Une campagne de mesures a été organisée en 1997 dans le Minnesota (USA) par Matra Marconi Space. Le but recherché était de comparer les paramètres culturaux estimés par télédétection à la vérité terrain. Environ 20 parcelles de soja (*Glycine max*) et autant de maïs (*Zea mays* L.) ont été survolées par CASI (Compact Airborne Spectrographic Imager) à sept dates différentes d'avril à septembre, donnant lieu à une impressionnante base de données où se côtoient des données radiométriques et des mesures de caractéristiques biophysiques du couvert comme le LAI vert ou la concentration en chlorophylles. LAI et  $C_{ab}$  ont été mesurés *in situ* avec le Licor LAI-2000 Pant Canopy Analyser et le Minolta SPAD-502 Chlorophyll Meter. Les spectres de réflectance acquis à la fois sur sols nus et cultures ont été calibrés

**Tableau 2.** Inversions sur des réflectances synthétiques. L'erreur quadratique moyenne du "fit" (RMSE) et le rapport du temps cpu au nombre d'appels de la fonction de mérite (CNTR) donnent une idée de la performance des inversions.  $C_{ab}$  est exprimé en  $\mu\text{g cm}^{-2}$ ,  $C_m$  en  $\text{g cm}^{-2}$ , et  $\theta_1$  en  $^\circ$ . Les étoiles indiquent les cas pour lesquels l'algorithme n'a pas convergé après  $400 \times 5 = 2000$  évaluations de la fonction et pour lesquels le jeu de paramètres initial a été réinitialisé. Les calculs ont été menés sur un CRAY J90.

Inversé par		Simulé par			
		PROSAIL	PROSIAPI	PROKUUSK	PRONADI
PROSAIL	N	<b>1.51</b>	1.59	1.40	1.39
	$C_{ab}$	<b>35.0</b>	39.6	29.3	36.1
	$C_m$	<b>0.0100</b>	0.0104	0.0048	0.0116
	LAI	<b>2.01</b>	2.32	2.10	2.26
	$\theta_1$	<b>57.2</b>	56.8	62.2	59.1
	RMSE	<b>0.0000</b>	0.0003	0.0028	0.0005
	CNTR	<b>585</b>	350*	521	557
	cpu	<b>11"</b>	6"	9"	10"
PROSIAPI	N	1.35	<b>1.51</b>	1.30	1.37
	$C_{ab}$	30.3	<b>35.1</b>	20.4	32.8
	$C_m$	0.0098	<b>0.0101</b>	0.0043	0.0123
	LAI	1.73	<b>2.00</b>	2.32	1.97
	$\theta_1$	57.0	<b>57.0</b>	72.7	59.4
	RMSE	0.0003	<b>0.0000</b>	0.0018	0.0009
	CNTR	570	<b>451</b>	951*	888
	cpu	2'52"	<b>2'16"</b>	5'04"	4'27"
PROKUUSK	N	1.00	1.00	<b>1.56</b>	1.00
	$C_{ab}$	33.1	36.2	<b>35.8</b>	36.0
	$C_m$	0.0118	0.0114	<b>0.0103</b>	0.0148
	LAI	1.66	1.92	<b>1.99</b>	1.83
	$\theta_1$	23.1	22.8	<b>54.3</b>	25.2
	RMSE	0.0016	0.0017	<b>0.0001</b>	0.0020
	CNTR	1373*	484	<b>585*</b>	301
	cpu	19"	7"	<b>8"</b>	4"
PRONADI	N	1.43	1.48	1.42	<b>1.33</b>
	$C_{ab}$	34.3	34.4	32.8	<b>36.9</b>
	$C_m$	0.0160	0.0070	0.0154	<b>0.0154</b>
	LAI	2.03	2.09	2.01	<b>1.94</b>
	$\theta_1$	47.2	55.6	47.6	<b>48.3</b>
	RMSE	0.0025	0.0009	0.0052	<b>0.0017</b>
	CNTR	684	676	395	<b>500</b>
	cpu	2h50'28"	2h51'36"	1h38'31"	<b>2h04'43"</b>

(corrections géométrique, radiométrique et atmosphérique) afin d'obtenir des réflectances "top-of-canopy", puis ré-échantillonnés afin de produire les 10 bandes spectrales définies plus tôt. Les inversions ont été menées sur PROSAIL, PROSIAPI, et PROKUUSK comme au paragraphe précédent, c'est-à-dire avec le même algorithme de minimisation et le même jeu de paramètres initial. Bien que précis, PRONADI a été exclu pour des raisons de lenteur entraînant toute inversion opérationnelle impossible. La réflectance du sol mesurée séparément est supposée être connue. Les trois modèles ont été comparés en sens inverse en terme de temps de calcul, d'écart quadratique moyen du "fit", et de précision définie comme la distance moyenne entre les valeurs mesurées de LAI et  $C_{ab}$  et celles correspondant au minimum global. Le calcul des précisions  $\Delta C_{ab}$  et  $\Delta LAI$  exclut les cas considérés comme des échecs. Dans un premier temps, nous laisserons cinq paramètres libres, puis nous réduirons ce nombre afin de voir dans quelle mesure des contraintes améliorent les inversions. Le Tableau 3 rassemble tous les résultats.



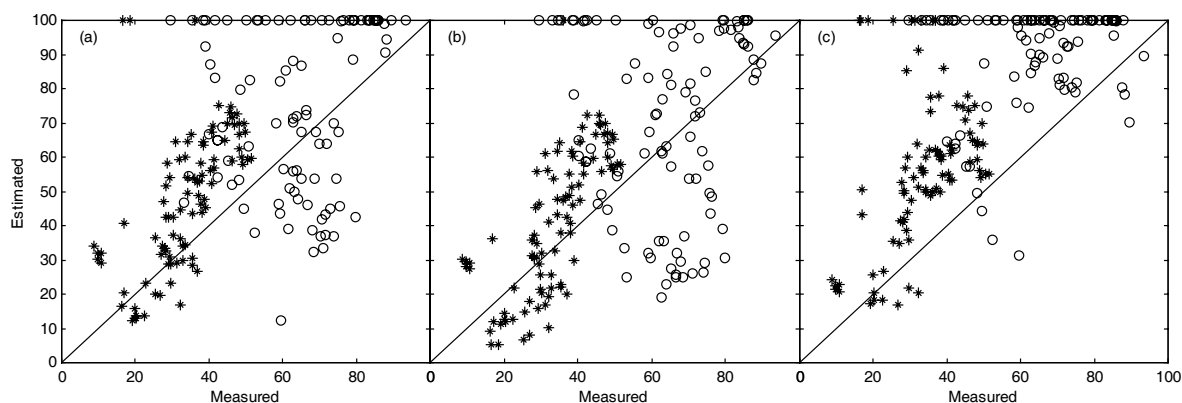
**Tableau 3.** Résultats des 200 inversions effectuées par PROSAIL, PROSIAPI, et PROKUUSK. Lorsque deux valeurs sont fournies, la première correspond au maïs et la seconde au soja. La première colonne est le nombre de paramètres libres. Le temps cpu est le temps total nécessaire pour inverser un modèle sur les 200 jeux de réflectance.  $\Delta C_{ab}$  est exprimé en  $\mu\text{g cm}^{-2}$ . Les calculs ont été menés sur un IBM RS/6000.

#	Modèle	$\theta_1$	temps cpu	CNTR	RMSE	$\Delta C_{ab}$	$\Delta \text{LAI}$	$\Delta$
5	PROSAIL	70.3° / 55.6°	9'29"	376	0.0052 / 0.0083	34.5 / 13.5	1.36 / 1.91	0.4183
	PROSIAPI	66.6° / 51.4°	20h48'58"	570	0.0005 / 0.0009	30.2 / 13.1	1.52 / 2.07	0.4041
	PROKUUSK	54.4° / 44.0°	4'53"	349	0.0081 / 0.0076	23.3 / 22.0	1.15 / 1.13	0.3399
4	PROSAIL	66.5° / 55.9°	5'43"	264	0.0061 / 0.0087	26.1 / 13.8	1.41 / 2.00	0.3665
	PROSIAPI	64.2° / 51.0°	12h50'18"	401	0.0055 / 0.0087	28.2 / 14.4	1.49 / 1.91	0.3798
	PROKUUSK	54.9° / 49.7°	2'43"	236	0.0129 / 0.0080	24.6 / 18.0	1.11 / 1.56	0.3270
3	PROSAIL	60.7° / 54.0°	3'18"	153	0.0073 / 0.0084	22.7 / 17.1	1.40 / 1.35	0.3367
	PROSIAPI	56.7° / 47.8°	5h41'33"	301	0.0071 / 0.0085	25.0 / 15.4	1.62 / 1.66	0.3717
	PROKUUSK	59.1° / 51.7°	1'49"	154	0.0140 / 0.0083	21.0 / 22.2	1.28 / 1.21	0.3447
2	PROSAIL	×	1'02"	53	0.0130 / 0.0109	19.4 / 19.0	1.11 / 1.63	0.3288
	PROSIAPI	×	1h6'48"	68	0.0148 / 0.0111	16.3 / 20.9	1.24 / 1.45	0.3272
	PROKUUSK	×	37"	53	0.0150 / 0.0103	18.2 / 18.6	1.20 / 1.76	0.3328

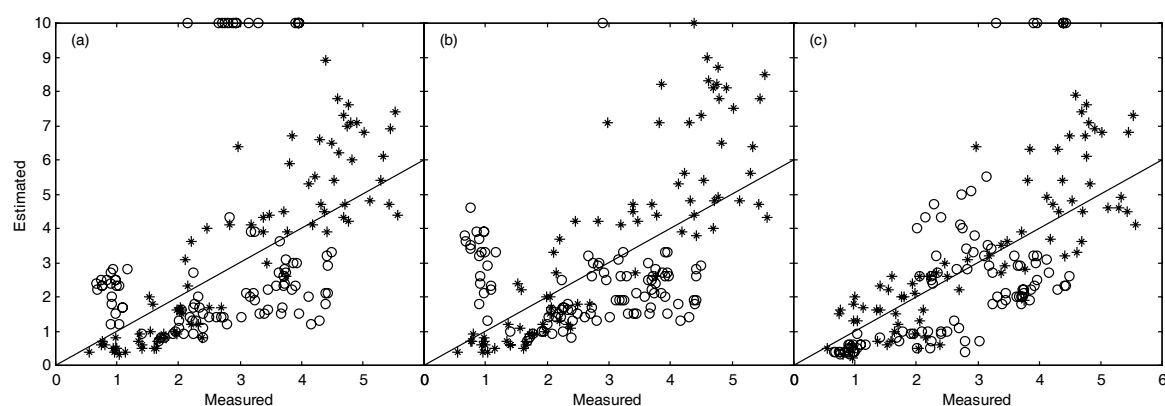
*Etape 1* : supposons que  $N$ ,  $C_{ab}$ ,  $C_m$ , LAI, et  $\theta_1$  soient estimés simultanément. Pour le maïs, le paramètre de structure des feuilles  $N$  reste bloqué sur la borne supérieure (PROSAIL et PROSIAPI) ou inférieure (PROKUUSK), alors qu'on ne détecte aucun comportement particulier pour le soja. La teneur en matière sèche  $C_m$  ne présente pas de tendance interprétable. Nous avons alors calculé l'angle moyen d'inclinaison des feuilles pour chaque culture, lorsque les valeurs de  $\theta_1$  sont différentes des bornes inférieure ( $5^\circ$ ) et supérieure ( $85^\circ$ ). Bien que la vérité terrain ne soit pas disponible, les valeurs du Tableau 3 semblent surestimer celles attendues pour ces cultures. Cependant elle sont cohérentes puisque le maïs a des feuilles plus verticales que le soja. La comparaison entre les valeurs estimées et mesurées de  $C_{ab}$  montre un désaccord plus important pour le maïs que pour le soja. Nous avons appris après coup que des problèmes de calibration du Minolta SPAD-502 avaient entaché les mesures *in situ* de concentration en chlorophylle du maïs d'erreurs... L'inversion sur le LAI semble donner de meilleurs résultats. Enfin PROSIAPI est extrêmement lent mais il donne les meilleures reconstructions spectrales.

*Etape 2* : afin d'affiner les inversions, certaines contraintes ont été introduites. Ainsi en condition naturelle la teneur en matière sèche  $C_m$  varie de  $0.0019 \text{ g cm}^{-2}$  à  $0.0135 \text{ g cm}^{-2}$  (Hosgood et al., 1995) avec une moyenne de  $0.045 \text{ g cm}^{-2}$ . Comme il n'y a pas de différence notable entre les Monocotylédones (maïs) et les Dicotylédones (soja),  $C_m$  a été fixé à la valeur ci-dessus. Le comportement de  $N$  est toujours confus, l'inclinaison des feuilles montre les mêmes variations, et aucune amélioration sensible n'a pu être observée quant à l'estimation de  $C_{ab}$  et de LAI (Tableau 3).

*Etape 3* : dans cette étape nous avons fixé le paramètre de structure des feuilles  $N$ . Les propriétés optiques des feuilles de maïs et de soja se distinguent clairement dans le proche infrarouge ou la diffusion multiple domine. En moyenne  $N = 1.4$  pour le maïs et  $N = 1.7$  pour le soja. Ces valeurs proviennent des inversions réalisées avec PROSPECT sur des spectres de feuilles. PROSAIL, PROSIAPI, et PROKUUSK ont été inversés sur trois paramètres :  $C_{ab}$ , LAI, et  $\theta_1$ . Les angles moyens d'inclinaison des feuilles retrouvés sont étonnamment proches avec les trois modèles et consistants avec la réalité. LAI est mieux estimé alors que les estimations de  $C_{ab}$  semblent se détériorer, sauf pour le maïs, dont les mesures *in situ* ne sont cependant pas fiables. Les Figures 5 and 6 donnent une meilleure idée du comportement de ces deux derniers paramètres. Les marques au sommet des figures signifient que la borne supérieure a été atteinte : en conséquence les statistiques du Tableau 3 n'incluent pas ces valeurs. Bien que  $C_{ab}$  ne suive



**Figure 5.** Comparaison entre la teneur en chlorophylle des feuilles  $C_{ab}$  ( $\mu\text{g cm}^{-2}$ ) mesurée et estimée. Inversion de a) PROSAIL b) PROSIAPI c) PROKUUSK sur 10 bandes spectrales dans le visible et le proche infrarouge. Les cercles correspondent au maïs et les étoiles au soja. LAI et  $\theta_1$  sont les deux autres paramètres libres.



**Figure 6.** Comparaison entre LAI mesuré et estimé. Inversion de a) PROSAIL b) PROSIAPI c) PROKUUSK sur 10 bandes spectrales dans le visible et le proche infrarouge. Les cercles correspondent au maïs et les étoiles au soja.  $C_{ab}$  et  $\theta_1$  sont les deux autres paramètres libres.

pas la bissectrice pour le soja, on constate une bonne corrélation entre les valeurs mesurées et estimées ( $R = 0.76, 0.75, 0.71$  respectivement pour PROSAIL, PROSIAPI, et PROKUUSK) qui présente une surestimation pour de fortes concentrations et une sous-estimation pour de faibles concentrations.

*Etape 4* : la dernière série d'inversions est la plus contraignante car seuls  $C_{ab}$  et LAI sont libres. L'angle moyen d'inclinaison des feuilles a été fixé aux valeurs moyennes déterminées à l'étape précédente (Tableau 3). Dans de nombreux cas, le message d'erreur de E04JAF indique un doute sur la solution, probablement en raison du manque de degrés de liberté de l'inversion. Ceci est corroboré par un RMSE plus élevé.

#### 4. Discussion – Conclusion

La comparaison de quatre modèles de transfert radiatif en mode direct et de trois d'entre eux en mode inverse constitue un travail original et riche d'enseignements. Lorsqu'un nouveau modèle apparaît sur le marché, il est généralement validé sur un jeu de données unique et limité si bien qu'il est aisé d'en

clamer la supériorité ! La plupart du temps, les astuces du modélisateur et les difficultés rencontrées lors des inversions sont éludées, de même que la puissance des ordinateurs ou les temps de calcul nécessaires pour inverser le modèle sont rarement décrits. Notre but n'était pas de valider ces modèles – leurs auteurs l'ont déjà fait – mais d'évaluer leurs performances dans la perspective d'une utilisation opérationnelle en télédétection. Cela signifie que des critères objectifs permettant la comparaison doivent être définis ; cela signifie aussi que nous puissions les classer par ordre de priorité. Par exemple, un modèle rapide mais peu précis est-il meilleur qu'un modèle lent mais raisonnablement précis ? La réponse n'est pas si simple... En introduction nous avons écrit qu'un modèle était un compromis entre peu de paramètres et un bon "fit". C'est aussi un compromis entre un temps d'exécution rapide et une bonne précision.

En conséquence, un modèle dont l'inversion durerait plusieurs minutes ou heures n'est pas satisfaisant aussi précis soit-il... PRONADI a pour cette raison été écarté des inversions sur les données réelles. Une approche par réseaux de neurones ou tables de correspondances par exemple pourrait fort bien aboutir à des conclusions différentes. Si le temps de calcul l'emporte sur la précision, alors PROKUUSK < PROSAIL < PROSIAPI < PRONADI. Si la précision est maintenant le facteur prédominant, alors PROKUUSK < PROSAIL < PROSIAPI. Cette classification est basée sur la précision globale  $\Delta$  calculée à la fois sur  $C_{ab}$  et LAI en utilisant des erreurs normalisées (Tableau 4). Les différences sont moins remarquables que pour les temps de calcul. Sans revenir en arrière, ce fut une surprise de constater une certaine cohérence entre les quatre modèles en mode direct, et entre PROSAIL, PROSIAPI, et PROKUUSK en mode inverse. Il est pratiquement certain qu'un autre modèle, nommons-le PRO-X, basé sur la même équation de transfert radiatif conduirait à des conclusions similaires.

Outre le choix d'un bon modèle, une procédure d'inversion appropriée et un jeu de réflectance calibré étaient les deux autres conditions citées en introduction pour réussir une inversion. Le choix d'un algorithme d'optimisation est une question complexe qui a été peu étudiée (Jacquemoud et al., 1994 ; Renders et Flasse, 1996). Des perspectives opérationnelles nécessiteront d'accélérer les procédures d'inversion. En outre, bien que les inversions s'appliquent en théorie à des pixels indépendants, une nouvelle méthodologie devra être développée pour améliorer leurs performances lorsque des centaines voire des milliers de pixels seront traités. Finalement, le dernier facteur est la qualité des données, réflectances et paramètres biophysiques (biochimie des feuilles et architecture du couvert) mesurés. De nombreuses études considèrent implicitement que ces deux conditions sont satisfaites alors qu'en réalité, elles sont seulement approchées à cause d'erreurs de calibration ou de mesure. Le problème du Minolta SPAD-502 chlorophyll-meter rencontré dans cette étude en est un bon exemple.

L'inversion est-elle une méthode d'avenir ? Les précisions obtenues satisfont-elles les écologistes et les agronomes pour leurs modèles d'application ? Ces questions sont encore des points d'interrogation étant donné le peu d'études dans la littérature concernant l'estimation de la concentration en chlorophylle ou de l'indice foliaire par inversion de modèle. Des travaux récents en agriculture de précision suggèrent cependant que de telles méthodes pourraient fournir des résultats meilleurs que le NDVI, un indice de végétation classique, lorsque ce NDVI est directement calibré avec des données au champ (H. Poilvé, communication personnelle). Si cela se confirmait, ces résultats seraient très prometteurs et encourageraient le développement de nouveaux algorithmes d'inversion comme l'a récemment recommandé le programme "Ecological Processes and Modeling" de la NASA (Privette et al., 1997).

## Remerciements

*Ce travail a été financé par Matra Marconi Space via le contrat N° 11426 avec le Laboratoire Environnement et Développement*

## Références

- Asner G.P., Wessman C.A., Schimel D.S. (1998), Heterogeneity of savanna canopy structure and function from imaging spectrometry and inverse modeling, *Ecol. Appl.*, 8(4):1022-1036.
- Baret F., Fourty T. (1997), Estimation of leaf water content and specific leaf weight from reflectance and transmittance measurements, *Agronomie*, 17:455-464.
- Bicheron P., Leroy M. (1999), A method of biophysical parameter retrieval at global scale by inversion of a vegetation reflectance model, *Remote Sens. Environ.*, 67:251-266.
- Campbell G.S. (1990), Derivation of an angle density function for canopies with ellipsoidal leaf angle distribution, *Agric. For. Meteorol.*, 49:173-176.
- Deering D.W., Eck T.F., Grier, T. (1992), Shinnery oak bidirectional reflectance properties and canopy model inversion, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 30(2):339-348.
- Gao B.C., Goetz A.F.H. (1995), Retrieval of equivalent water thickness and information related to biochemical components of vegetation canopies from AVIRIS data, *Remote Sens. Environ.*, 52:144-162.
- Gobron N., Pinty B., Verstraete M.M., Govaerts Y. (1997), A semidiscrete model for the scattering of light by vegetation, *J. Geophys. Res. - Atmosph.*, 102(D8):9431-9446.
- Goel N.S., Thompson R.L. (1984), Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables. IV. Total inversion of the SAIL model, *Remote Sens. Environ.* 15:237-253.
- Goel N.S. (1989), Inversion of canopy reflectance models for estimation of biophysical parameters from reflectance data, in *Theory and Applications of Optical Remote Sensing* (G. Asrar, Ed), Wiley Interscience, pp. 205-250.
- Hosgood B., Jacquemoud S., Andreoli G., Verdebout J., Pedrini G., Schmuck G. (1995), Leaf Optical Properties EXperiment 93 (LOPEX93), European Commission, Joint Research Centre, Institute for Remote Sensing Applications, Report EUR 16095 EN.
- Iaquinta J., Pinty B. (1994), Adaptation of a bidirectional reflectance model including the hot-spot to an optically thin canopy, in *Proc. 6<sup>th</sup> Int. Symp. Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, Val d'Isère (France), 17-21 January 1994, Editions du CNES, pages 683-690.
- Jacquemoud S., Flasse S., Verdebout J., Schmuck G. (1994), Comparison of several optimization methods to extract canopy biophysical parameters, in *Proc. 6<sup>th</sup> Int. Symp. Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, Val d'Isère (France), 17-21 January 1994, Editions du CNES, pp. 291-298.
- Jacquemoud S., Baret F., Andrieu B., Danson F.M., Jaggard K. (1995), Extraction of vegetation biophysical parameters by inversion of the PROSPECT + SAIL models on sugar beet canopy reflectance data. Application to TM and AVIRIS sensors, *Remote Sens. Environ.*, 52:163-172.
- 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 Sens. Environ.*, 56(3):194-202.
- Kuusk A. (1991), Determination of vegetation canopy parameters from optical measurements, *Remote Sens. Environ.* 37:207-218.
- Kuusk A. (1995), A fast, invertible canopy reflectance model, *Remote Sens. Environ.*, 342-350.
- Kuusk A. (1995), A Markov chain model of canopy reflectance, *Agric. For. Meteorol.*, 76:221-236.

- Myneni R.B., Ross J. (1991), *Photon-Vegetation Interactions: Applications in Optical Remote Sensing and Plant Ecology*, Springer-Verlag, New York, 565 pp.
- Otterman J. (1987), Inferring spectral reflectances of plant elements by simple inversion of bidirectional reflectance measurements, *Remote Sens. Environ.* 21:215-228.
- Otterman J. (1990), Inferring parameters for canopies nonuniform in azimuth by model inversion, *Remote Sens. Environ.* 33:41-53.
- Pinty B., Verstraete M.M., Dickinson R.E. (1990), A physical model of the bidirectional reflectance of vegetation canopies. 2. Inversion and validation, *J. Geophys. Res.* 95(D8):11767-11775.
- Pinty B., Verstraete M.M. (1991), Extracting information on surface properties from bidirectional reflectance measurements, *J. Geophys. Res.* 96(D2):2865-2874.
- Pinty B., Verstraete M.M., Iaquinta J., Gobron N. (1996), Advanced modelling and inversion techniques for the quantitative characterization of desertification, in *The use of remote sensing for the land degradation and desertification monitoring in the Mediterranean basin*, Valencia (Spain), EUR 16732 EN, pp. 79-93.
- Privette J.L., Myneni R.B., Tucker C.J., Emery W.J. (1994), Invertibility of a 1-D discrete ordinates canopy reflectance model, *Remote Sens. Environ.*, 48:89-105.
- Privette J.L., Myneni R.B., Emery W.J., Hall F.G. (1996), Optimal sampling conditions for estimating grassland parameters via reflectance model inversions, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 34(1):272-
- Privette J.L., Deering D.W., Wickland D.E. (1997), Report on the workshop on multiangular remote sensing for environmental applications, NASA Technical Memorandum 113202, 54 pp.
- Renders J.M., Flasse S.P. (1996), Hybrid methods using genetic algorithms for global optimization, *IEEE Trans. Systems Man and Cybernetics*, 26(2):243 –256.
- Thom R. (1983), *Paraboles et catastrophes*, Flammarion, Paris, 189 pp.
- Verhoef W. (1984), Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: the SAIL model, *Remote Sens. Environ.*, 16:125-141.
- Verhoef W. (1985), Earth observation modeling based on layer scattering matrices, *Remote Sens. Environ.*, 17:165-178.
- Verstraete M.M., Pinty B., Myneni R. (1996), Potential and limitations of information extraction on the terrestrial biosphere from satellite remote sensing, *Remote Sens. Environ.*, 58:201-214.
- Wickland D.E., Smith J.A. (1995), Remote sensing science workshop report, NASA report, 14 pp.