

N° d'ordre :

Université PARIS 7 - Denis Diderot
UFR de PHYSIQUE

THÈSE

pour l'obtention du diplôme de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ PARIS 7

Spécialité : MÉTHODES PHYSIQUES EN TÉLÉDÉTECTION

présentée et soutenue publiquement par

Cédric BACOUR

le 3 décembre 2001

**CONTRIBUTION A LA DETERMINATION DES
PARAMETRES BIOPHYSIQUES DES COUVERTS
VEGETAUX PAR INVERSION DE MODELES DE
REFLECTANCE : ANALYSES DE SENSIBILITE
COMPARATIVES ET CONFIGURATIONS OPTIMALES**

Directeur de thèse : Jean-Pierre Frangi

Composition du Jury :

Président Claude Klapisz

Rapporteurs Frédéric Baret

Sylvie Thiria

Examineurs Stéphane Jacquemoud

Marc Leroy

Da'm zad-kozh

Remerciements

J'adresse mes remerciements à toutes les personnes qui, de près comme de loin, ont contribué à l'accomplissement de cette thèse.

En premier lieu, je tiens à exprimer ma gratitude à Stéphane Jacquemoud pour m'avoir encadré, conseillé, soutenu, épaulé, depuis le DEA et pendant ces trois années. Je le remercie pour l'enthousiasme, la patience et la disponibilité qu'il a toujours témoignés à mon égard. Je le remercie enfin (et surtout!) pour notre amitié.

Je remercie Jean-Pierre Frangi pour m'avoir accueilli au sein du Laboratoire Environnement et Développement et pour avoir dirigé ma thèse.

Je remercie les personnes qui m'ont fait l'honneur de participer au jury de thèse : Claude Klapisz, pour en avoir accepté la présidence ; Sylvie Thiria pour avoir rapporté ce travail malgré la barrière "linguistique" et pour les remarques enrichissantes qu'elle m'a apportées ; Frédéric Baret, pour ses précieux conseils, pour ses encouragements et pour l'intérêt qu'il a toujours manifesté pour mes travaux ; Marc Leroy, pour avoir examiné ce manuscrit et pour m'avoir permis de me familiariser au traitement des données POLDER au Centre d'Etude Spatiale de la BIOSphère.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à Katia Laval, sans qui cette thèse n'aurait pu être mise en route.

Ces trois années ont été émaillées de rencontres. J'ai eu la chance de collaborer avec Monique Dechambre et Yves Tourbier sur la pratique des plans d'expériences. Je remercie tout particulièrement ce dernier pour le temps qu'il a consacré à répondre, toujours avec patience, à mes questions de "néophyte", et ce, malgré un emploi du temps chargé. Inger Solheim et Brian Hosgood m'ont aidé à percer les mystères instrumentaux de EGO. Le traitement des données POLDER n'aurait pu se faire sans le concours de Patrice Bicheron, Olivier Hautecoeur, Frédéric Jacob, et, last but not least, Marie Weiss qui a été une interlocutrice plus que précieuse dans l'aventure Alpilles-ReSeDA. Je la remercie, ainsi que Nadine Bruguier, pour avoir donné des couleurs (vertes!) aux images binaires de POLDER lors d'une visite in situ du site test des Alpilles.

Merci encore aux membres du LED, avec une "spéciale dédicace" à mes compagnons de peine, pour leur support et les moments passés ensemble : David Gio., David L., Jérôme, Ga-

briel, Alexis-du-labo-d'à-côté, Daniel, Pascal, Hassiba, Rambo, Gilles.

Enfin, enfin... je tiens à exprimer mon affection et ma gratitude à ma famille pour son soutien inconditionnel, ainsi qu'à la famille Leconte au grand complet. Un énorme merci aux amis qui, malgré les distances pour certains, ont su me porter (et me supporter) : Gruïk, Diower, Shaky Dave, Rodyboy et Nadège (et le p'tit bout), Seruju, Seb, Kinou, Yannick, et Alain.

Merci à Sophie pour son inestimable présence.

Table des matières

1	Introduction	1
2	Problématique	5
2.1	Déterminisme de la réflectance	5
2.1.1	Le rayonnement solaire	5
2.1.2	La composante atmosphérique	6
2.1.3	Interaction entre le rayonnement électromagnétique et le couvert végétal .	8
2.1.3.1	Rôle de l'architecture du couvert dans l'extinction du rayonnement	8
2.1.3.2	Au niveau de la feuille	11
2.2	Interprétation des données de télédétection	15
2.2.1	Approche empirique	16
2.2.2	Approche statistique	17
2.2.3	Approche physique : inversion de modèles de réflectance	18
2.2.3.1	Modélisation des propriétés optiques des couverts végétaux	19
2.2.3.2	Mode direct - Mode inverse	22
2.2.3.3	Minimisation dans l'espace des données radiométriques	23
2.2.3.4	Minimisation dans l'espace des variables	24
2.2.3.5	Comparaison des méthodes d'inversion	26
2.3	Formalisme de l'estimation non linéaire	26
2.3.1	Fonctionnelles d'erreur et estimateurs des variables du modèle	27
2.3.1.1	Maximum de vraisemblance	27
2.3.1.2	Moindres carrés	29
2.3.1.3	Moindres carrés pondérés	29
2.3.1.4	Choix des estimateurs	30
2.3.2	Algorithmes en optimisation non linéaire	31
2.3.2.1	Méthodes déterministes	32
2.3.2.2	Méthode du recuit simulé	33
2.3.2.3	Comparaison des méthodes	36
2.3.3	Interprétation des valeurs estimées - information <i>a posteriori</i>	37
2.3.3.1	Matrice de covariance des estimés	38
2.3.3.2	Intervalle de confiance sur les estimés	39
2.3.4	Limites de l'inversion - choix de l'information radiométrique	40

2.4	Conclusion	42
3	Analyse de sensibilité	45
3.1	Le modèle de propriétés optiques des feuilles PROSPECT	46
3.1.1	Transfert radiatif à N couches compactes	46
3.1.2	Interprétation des paramètres du modèle	47
3.1.2.1	Paramètre de structure N	47
3.1.2.2	Indice de réfraction n	48
3.1.2.3	Coefficient d'absorption $k(\lambda)$	49
3.1.3	Action des variables d'entrée du modèle	50
3.2	Les modèles de réflectance des couverts végétaux	51
3.2.1	L'équation de transfert radiatif pour un couvert végétal	52
3.2.2	Résolution du transfert radiatif	54
3.2.2.1	Approximation à N -flux	55
3.2.2.2	Approximations aux ordres successifs de diffusion	56
3.2.2.3	Le modèle KUUSK	58
3.2.3	Conditions aux limites	58
3.2.4	Structure du couvert végétal	59
3.2.4.1	Indice d'aggrégation	59
3.2.4.2	Effet d'opposition	60
3.2.4.3	Propriétés diffusantes des feuilles	61
3.2.5	Orientation des feuilles	62
3.2.5.1	Généralités	62
3.2.5.2	Distributions ellipsoïdale et elliptique	63
3.2.6	Validité des modèles	66
3.2.7	Intercomparaison des quatre modèles	67
3.2.7.1	Etudes de cas en télédétection	67
3.2.7.2	Comparaison des modèles	68
3.3	Analyses de sensibilité comparées des modèles	71
3.3.1	Etat de l'art	71
3.3.1.1	Les types d'analyse de sensibilité	71
3.3.1.2	Méthodes classiques en télédétection	73
3.3.2	La méthode des plans d'expériences numériques	76
3.3.2.1	Généralités	76
3.3.2.2	Utilisation des plans d'expériences	78
3.3.2.3	Modélisation en surface de réponse - effet des facteurs	82
3.3.3	Sensibilité du modèle PROSAIL	85
3.3.3.1	Définition du plan d'expériences	85
3.3.3.2	Sensibilité des variables	86
3.3.4	Intercomparaison des modèles	90
3.3.4.1	Comparaison des réflectances simulées	91
3.3.4.2	Analyse de sensibilité comparée	92

3.3.4.3	Contribution relative des variables	96
3.3.4.4	Interactions entre variables	98
3.4	Conclusion	102
4	Détermination de configurations optimales d'observation	105
4.1	Critères d'optimalité	106
4.2	La campagne de mesures EGO96	107
4.2.1	Caractéristiques instrumentales	107
4.2.2	Protocole expérimental	109
4.2.3	Estimation des Facteurs de Réflectance Bidirectionnelle	112
4.2.4	Calibration des cibles	114
4.2.4.1	Calibration des sols sous-jacents	114
4.2.4.2	Calibration des couverts	114
4.2.5	Composition du jeu de données	115
4.3	Configurations spectrales et directionnelles privilégiées de PROSAIL	115
4.3.1	Plan d'expériences - simulations	115
4.3.2	Effets des variables	120
4.3.3	Contribution des variables	120
4.3.3.1	Contributions spectrales	122
4.3.3.2	Contributions directionnelles	122
4.3.4	Sensibilité de PROSAIL aux variables	123
4.3.4.1	Définition	123
4.3.4.2	Sensibilité spectrale	126
4.3.4.3	Sensibilité directionnelle	127
4.3.5	Configurations optimales théoriques pour l'estimation des variables	130
4.4	Sélection dynamique en inversion par recuit simulé	132
4.4.1	Technique d'inversion	132
4.4.1.1	Description schématique de l'algorithme	133
4.4.1.2	Fonctions de mérite	133
4.4.1.3	Définition des constantes algorithmiques	134
4.4.2	Premières analyses des résultats	135
4.4.2.1	Etudes de cas	135
4.4.2.2	Effet du nombre de directions de visée	137
4.4.3	Directions privilégiées	138
4.5	Conclusion	141
5	Estimation de variables biophysiques sur les données POLDER	143
5.1	Description de la base de données Alpilles/ReSeDA	144
5.1.1	Les mesures POLDER	144
5.1.2	Composition du jeu de données des variables biophysiques	145
5.1.3	Estimation de la réflectance du sol - modèle MRPV	147
5.2	Estimation opérationnelle des variables biophysiques	148

5.2.1	Méthodologie	148
5.2.2	Qualité de l'ajustement des données	150
5.2.3	Validation par rapport aux mesures <i>in situ</i> de <i>LAI</i>	152
5.2.4	Interprétation des variables estimées	153
5.2.4.1	Intercomparaison des modèles	154
5.2.4.2	Variation de l'incertitude avec les valeurs estimées	156
5.2.4.3	Corrélation entre les variables estimées	158
5.2.5	Changement d'échelle	159
5.2.5.1	Etude théorique	159
5.2.5.2	Résultats de PROSAIL et PROKUUSK	160
5.2.6	Cartographie des variables et incertitude	160
5.2.6.1	Au niveau parcellaire	162
5.2.6.2	Au niveau d'une région	162
5.2.7	Variation temporelle	167
5.3	Conclusion	169
6	Conclusion	171
A	Approximation à N-flux de l'équation de transfert radiatif	175
A.1	Décomposition du champ de radiation	175
A.1.1	Conditions aux limites	176
A.1.2	Equation de transfert radiatif	176
A.2	Approximation à N -flux	177
B	Variation de la surface éclairée	179
C	Calibration des mesures EGO96	181
C.1	Calibration des signaux radiométriques	181
C.2	Estimation du facteur de réflectance bidirectionnelle du Spectralon	182
C.2.1	Méthode 1	183
C.2.2	Méthode 2	183
C.2.3	Estimation du facteur de réflectance bidirectionnelle du Gore-Tex TM	184
D	Données POLDER lors de la campagne Alpilles-ReSeDA	187
D.1	Dates de vol	187
D.2	Géométrie d'observation	187
E	Estimation de LAI pour les dates POLDER	189
	Bibliographie	191

Liste des acronymes

<i>ADEOS</i>	A dvanced E arth O bservation S atellite
<i>AIS</i>	A irborne I maging S pectrometer
<i>AVHRR</i>	A dvanced V ery H igh R esolution R adiometer
<i>AVIRIS</i>	A irborne V isible I nfra R ed I maging S pectrometer
<i>BRDF</i>	B idirectional R eflectance D istribution F unction
<i>BRF</i>	B idirectional R eflectance F actor
<i>CASI</i>	C ompact A irborne S pectrographic I mager
<i>CESBIO</i>	C entre d'Étude S patiales de la B IOsphère
<i>CNES</i>	C entre N ational d'Études S patiales
<i>DART</i>	D iscrete A nisotropic R adiative T ransfer
<i>fAPAR</i>	fraction of A bsorbed P hotosynthetically A ctive R adiation
<i>EFAST</i>	E xtended F ourier A mplitude S ensitivity T est
<i>EGO</i>	E uropean G oniometric facility
<i>ESA</i>	E uropean S pace A gency
<i>FAST</i>	F ourier A mplitude S ensitivity T est
<i>GCM</i>	G lobal C irculation M odel
<i>HRV</i>	H igh R esolution V isible imaging system
<i>LAD</i>	L eaf A ngle D istribution
<i>LAI</i>	L eaf A rea I ndex
<i>LOPEX</i>	L eaf O ptical P roperties E Xperiment
<i>LUT</i>	L ook- U p T able
<i>MCRM</i>	M arkov chain C anopy R eflectance M odel
<i>MERIS</i>	M EDium R esolution I maging S pecrometer
<i>MIR</i>	M oyen I nfra R ouge
<i>MISR</i>	M ulti-angle I maging S pectro R adiometer
<i>MODIS</i>	M oderate-resolution I maging S pectroradiometer
<i>MRPV</i>	M odified R ahman P inty V erstraete
<i>NASA</i>	N ational A eronautics and S pace A dministration
<i>NDVI</i>	N ormalized D ifference V egetation I ndex
<i>NOAA</i>	N ational O ceanic and A tmospheric A dministration
<i>PARABOLA</i>	P ortable A pparatus or R apid A cquisitions of B i-directional O bservations of L and and A tmosphere

<i>PIR</i>	Proche InfraRouge
<i>POLDER</i>	Polarization and Directionnality of the Earth's Reflectance
<i>PVI</i>	Perpendicular Vegetation Index
<i>RAMI</i>	RA diation transfer M odel I ntercomparison
<i>ReSeDA</i>	R emote S ensing D ata A ssimilation
<i>RMSE</i>	R oot M ean S quare E rror
<i>RVI</i>	R atio V egetation I ndex
<i>SAIL</i>	S cattering by A rbitrarily I nclined L eaves
<i>SAVI</i>	S oil A djusted V egetation I ndex
<i>SLA</i>	S pecific L eaf A rea
<i>SMA</i>	S pectral M ixture A nalysis
<i>SPOT</i>	S atellite P robatoire d' O bservation de la T erre
<i>SVAT</i>	S oil V egetation A tmospher T ransfer
<i>TOA</i>	T op O f A tmosphere
<i>TOC</i>	T op O f C anopy
<i>TOMS</i>	T otal O zone M apping S pectrometer
<i>TM</i>	T hematic M apper
<i>TSAVI</i>	T ransformed S oil A djusted V egetation I ndex

Liste des symboles principaux

		Unité
a_d	coefficient de diffusion de E_{λ}^{\downarrow} pour le couvert végétal	m^{-1}
$C_f(\lambda, \theta_v)$	contribution du paramètre f , pour la longueur d'onde λ et dans la direction de visée θ_v	%
C_f^{λ}	contribution spectrale du paramètre f (par rapport à $\rho_{\overline{\Omega}}$)	%
C_f^{Ω}	contribution spectrale du paramètre f (par rapport à $\rho_{\overline{\lambda}}$)	%
C_i	concentration en un composé biochimique i	g.cm^{-2}
C_{ab}	concentration en chlorophylles $a+b$	$\mu\text{g.cm}^{-2}$
C_c	concentration en cellulose	g.cm^{-2}
C_m	concentration en matière sèche	g.cm^{-2}
C_w	concentration en eau	cm
$c(T)$	loi de décroissance de la température	
$Ddl(f)$	nombre de degrés de liberté du facteur f	-
d_f	diamètre équivalent des feuilles	m
E_{+}^{λ}	densité de flux énergétique hémisphérique montant, pour une longueur d'onde donnée	W.m^{-2}
$E_{+}^{\lambda}(-1)$	densité de flux énergétique hémisphérique montant, au bas du couvert végétal	W.m^{-2}
E_{-}^{λ}	densité de flux énergétique hémisphérique descendant, pour une longueur d'onde donnée	W.m^{-2}
$E_{-}^{\lambda}(0)$	densité de flux énergétique hémisphérique descendant, au sommet du couvert végétal	W.m^{-2}
E_s^{λ}	densité de flux énergétique directionnel incident, pour une longueur d'onde donnée	W.m^{-2}
$E_s^{\lambda}(0)$	densité de flux énergétique directionnel incident, au sommet du couvert végétal	W.m^{-2}
E_0^{λ}	densité de flux énergétique directionnel dans la direction d'observation, pour une longueur d'onde donnée	W.m^{-2}
E_0^{λ}	densité de flux énergétique directionnel dans la direction d'observation, au bas du couvert végétal	W.m^{-2}

$E_{fm}(\lambda, \theta_v)$	effet moyen du paramètre f au niveau m exprimé en pourcentage, pour la longueur d'onde λ et la direction de visée θ_v	%
Er_{ν_p}	incertitude relative d'estimation du paramètre ν_p	%
eln	paramètre d'excentricité de distribution elliptique	-
$f(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}_v, \underline{\Omega}_l)$	fonction de distribution de diffusion des feuilles	-
$fAPAR$	fraction de rayonnement photosynthétiquement actif absorbé	-
$G(\underline{\Omega}_v)$	surface de feuille projetée dans la direction $\underline{\Omega}_v$	-
g	angle de phase	deg
$g_l(\theta_l, \phi_l)$	fonction de distribution des angles foliaires	-
$g_l^*(\theta_l, \phi_l)$	fonction de distribution des orientations des normales à la surface des feuilles	-
$\underline{\underline{H}}$	matrice Hessienne	
$\underline{\underline{\hat{H}}}^{-1}$	valeur approchée de la matrice Hessienne par la méthode de Gauss	-
H_c	hauteur du couvert végétal	m
I	terme constant du modèle empirique	
$I_\lambda(z, \underline{\Omega}_v)$	luminance énergétique à la longueur d'onde λ	$W.m^{-2}.sr^{-1}$
K_e	coefficient d'extinction de E_0^λ pour le couvert végétal	
$K_i(\lambda)$	coefficient spécifique d'absorption du composé biochimique i	$cm^2.g^{-1}$
$K_{ab}(\lambda)$	coefficient spécifique d'absorption des chlorophylles $a+b$	$cm^2.\mu g^{-1}$
$K_m(\lambda)$	coefficient spécifique d'absorption de la matière sèche	$cm^2.g^{-1}$
$K_w(\lambda)$	coefficient spécifique d'absorption de l'eau	cm^{-1}
k_e	coefficient d'extinction de E_s^λ pour le couvert végétal	
$k(\lambda)$	coefficient d'absorption	-
$k_e(\lambda)$	coefficient d'absorption pour les feuilles albinos en deçà de 500 nm	-
L_z	indice de surface foliaire cumulé à la profondeur z	$m^2.m^{-2}$
LAI	indice de surface foliaire du couvert végétal	$m^2.m^{-2}$
$P_0(\underline{\Omega}_v)$	fraction de trous monodirectionnelle	-
$P_0(\underline{\Omega}_s, \underline{\Omega}_v)$	fraction de trous bidirectionnelle	-
N	paramètre de structure des feuilles	
N_0	nombre de directions optimales de visée	-
$n(\lambda)$	indice de réfraction	-
n_f	nombre de niveaux du facteur f	-
R	coefficient de corrélation	-
$RMSE$	erreur quadratique moyenne	-
$S_f(\lambda, \underline{\Omega}_v)$	estimateur normalisé de la sensibilité du paramètre f , pour la longueur d'onde λ et la direction de visée $\underline{\Omega}_v$	%
S_f^λ	estimateur normalisé de la sensibilité spectrale du paramètre f	%

S_f^Ω	estimateur normalisé de la sensibilité directionnelle du paramètre f	%
SCT	somme totale des carrés	-
$SCE_f(\lambda, \theta_v)$	somme des carrés des effets moyens du facteur f , pour la longueur d'onde λ et la direction de visée θ_v	-
$SCRES$	somme des carrés des résidus	-
$s_\lambda(\theta_s; \theta_v, \phi)$	signal radiométrique mesuré	-
s_d	coefficient de diffusion de E_s^λ pour le couvert végétal	m^{-1}
s'_d	coefficient de rétrodiffusion de E_s^λ pour le couvert végétal	m^{-1}
$skyl_\lambda$	proportion d'éclairement direct par rapport à l'éclairement total	-
s_l	paramètre de <i>hot spot</i>	$m.m^{-1}$
T	paramètre de température de l'algorithme de recuitsimulé	-
T_0	température initiale	-
$\underline{\underline{V}}_\Theta$	matrice de covariance des paramètres Θ	
$u(z)$	densité de surface foliaire	$m^2.m^{-3}$
u_d	coefficient de diffusion de E_+^λ contribuant à E_0^λ pour le couvert végétal	m^{-1}
v_d	coefficient de diffusion de E_-^λ contribuant à E_0^λ pour le couvert végétal	m^{-1}
vis	visibilité horizontale	km
w_d	coefficient de diffusion de E_s^λ contribuant à E_0^λ pour le couvert végétal	m^{-1}
w_i	terme pondérateur	-
z	dimension verticale du couvert végétal (origine de l'axe au sommet)	m
α_l	facteur d'absorptance foliaire	-
α_T	coefficient de décroissance de la température	-
α_{soil}	facteur de brillance du sol	-
$\widehat{\alpha}_f$	coefficient estimé du modèle empirique	-
$\widehat{\alpha}_{fm}$	effet moyen du paramètre f au niveau m	-
β	facteur de turbidité atmosphérique	-
$\Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}_v)$	fonction de diffusion du couvert végétal	-
$\gamma_f(\lambda, \underline{\Omega}_v)$	indice d'optimalité du paramètre f , pour la longueur d'onde λ et la direction de visée $\underline{\Omega}_v$	%
Δ	écart entre les évaluations de deux fonctions de mérite consécutives au cours de l'algorithme de recuit simulé	-
ε	erreur (résiduelle, d'adéquation, etc.)	
Θ	jeu de paramètres $\vartheta_i, \dots, \vartheta_p$ à estimer	
$\widehat{\Theta}$	jeu de paramètres $\widehat{\vartheta}_i, \dots, \widehat{\vartheta}_p$ estimés	
ϑ_l	angle d'inclinaison des feuilles	deg

θ_l	angle d'inclinaison des feuilles	deg
$\overline{\theta_l}$	angle moyen d'inclinaison des feuilles de la distribution ellipsoïdale	deg
θ_m	angle modal d'inclinaison foliaire de la distribution elliptique	deg
θ_s	angle zénithal solaire	deg
θ_v	angle zénithal de visée	deg
Λ_f	indice caractérisant les écarts entre deux modèles, imputables à la prise en compte du paramètre f	%
λ	longueur d'onde	nm
λ_z	paramètre de Markov	-
μ_s	cosinus directeur de l'angle zénithal solaire θ_s	-
μ_v	cosinus directeur de l'angle zénithal de visée θ_v	-
ν_i	paramètre ou facteur	-
$\overline{\rho}$	réflectance moyenne	-
ρ_l	facteur de réflectance hémisphérique foliaire	-
ρ_α	facteur de réflectance hémisphérique d'une couche compacte éclairée par un rayonnement lumineux inscrit dans un angle solide de demi-ouverture α	-
ρ_{90}	facteur de réflectance hémisphérique d'une couche compacte sous éclairage isotrope	-
$\rho(\lambda)$	facteur de réflectance spectrale	-
ρ_{dd}	facteur de réflectance bidirectionnelle	-
ρ_{dh}	facteur de réflectance directionnelle-hémisphérique	-
ρ_{hd}	facteur de réflectance hémisphérique-directionnelle	-
ρ_{hh}	facteur de réflectance bihémisphérique	-
$\rho(\theta_s; \theta_s; \phi; \lambda)$	facteur de réflectance bidirectionnelle spectrale	-
$\rho_\lambda(\underline{\Omega}_s, \underline{\Omega}_v)$	facteur de réflectance bidirectionnelle	-
$\rho(\theta_s; 2\pi)$	facteur de réflectance directionnelle-hémisphérique	-
$\rho_{\overline{\Omega}}$	moyenne des facteurs de réflectance bidirectionnelle	-
$\rho_{\overline{\lambda}}$	moyenne des facteurs de réflectance spectrale	-
σ_i	écart type de la variable i	-
σ_i^2	variance de la variable i	-
$\sigma_\lambda(z, \underline{\Omega}_v)$	section efficace totale de diffusion du couvert végétal dans la direction d'observation	m^{-1}
$\sigma_{s,\lambda}(z, \underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}_v)$	section efficace différentielle de diffusion	$\text{m}^{-1} \cdot \text{sr}^{-1}$
τ_l	facteur de transmittance hémisphérique foliaire	-
τ_α	facteur de transmittance hémisphérique d'une couche compacte éclairée par un rayonnement lumineux inscrit dans un angle solide de demi-ouverture α	-
τ_{90}	facteur de transmittance hémisphérique d'une couche compacte sous éclairage isotrope	-

ϕ	angle azimutal relatif entre les directions d'éclairement et de visée	deg
ϕ_l	angle azimutal foliaire	deg
ϕ_s	angle azimutal de la source d'éclairement	deg
ϕ_v	angle azimutal de visée	deg
χ^2	fonction de mérite (ou encore fonctionnelle d'erreur)	-
Ψ	configuration de mesure	
$\Psi_i^{N_o}$	combinaison de N_o directions de visée à la i ème itération de l'algorithme de recuit simulé	
$d\Omega$	angle solide autour de la direction $\underline{\Omega}$	sr
$\underline{\Omega}_l$	direction de la normale à la face supérieur des feuilles	
$\underline{\Omega}_s$	direction de la source d'éclairement (θ_s, ϕ_s)	
$\underline{\Omega}_v$	direction de visée (θ_v, ϕ_v)	
Ω_z	indice d'agrégation	-
ω_l	$\omega_l = \rho_l + \tau_l$	

Chapitre 1

Introduction

En 1986, les images du trou d’ozone obtenues par l’instrument TOMS¹ à bord du satellite Nimbus 7 (Stolarski et al., 1986) suscitent une prise de conscience collective des problèmes environnementaux à grande échelle liés aux activités humaines, dont le “trou” n’est qu’une des nombreuses manifestations. A l’heure actuelle, le réchauffement climatique d’origine anthropique préfigure les bouleversements à moyen terme de l’organisation mondiale de l’économie et des sociétés. Le Groupe Intergouvernemental sur l’Evolution du Climat prévoit d’ici l’an 2100 une variation de température entre +1° et +3° C, pour les scénarios les plus pessimistes, et une élévation du niveau des mers comprise entre 15 et 95 cm, directement liées à l’évolution des gaz à effet de serre émis dans l’atmosphère. Quelles seront les conséquences de ces changements sans précédent dans l’histoire de la Terre? Y répondre constitue un des enjeux scientifiques majeurs pour les années à venir, et préoccupe autant la communauté scientifique que les instances internationales.

D’ores et déjà, on prévoit que l’augmentation de l’effet de serre se traduira par un déplacement vers les pôles des isothermes, entraînant une nouvelle répartition des espèces végétales. Les conséquences en terme de biodiversité sont inquiétantes : certains écosystèmes ne pouvant s’adapter assez rapidement à ces changements seront amenés à disparaître. Les pratiques agricoles actuelles devront aussi évoluer afin de prendre en compte cette nouvelle donne climatique : l’augmentation de la salinité des eaux en régions côtières, la diminution de la disponibilité en eau, et le déplacement des zones climatiques en général, font que certaines espèces végétales actuellement cultivées ne seront plus physiologiquement, ou économiquement, adaptées.

Le récent refus par les Etats-Unis de ratifier le protocole de Kyoto sur le réchauffement climatique à la conférence de Bonn (juillet 2001), relance le débat sur les moyens à mettre en œuvre pour réduire le volume d’émission des gaz à effet de serre. C’est à la communauté scientifique d’apporter des éléments de réponse tangibles et de préconiser les solutions à adopter. Si les études expérimentales menées jusqu’à présent montrent qu’un accroissement de la teneur en CO₂ de l’air s’accompagnera d’une augmentation de la production de biomasse végétale, effet d’autant plus accentué que la température est élevée, qu’en sera-t-il réellement à l’échelle planétaire ou régionale? Une augmentation de la photosynthèse dans l’hémisphère Nord, accompagnée d’un allongement de la saison de croissance active, a été confirmée par des observations satellitaires

¹Total Ozone Mapping Spectrometer.

au cours de la décennie 1981-1991 (Myneni et al., 1997).

En ce sens, la télédétection constitue un outil privilégié pour étudier la biosphère continentale. La dynamique des écosystèmes terrestres résulte de l'interaction entre plusieurs cycles biogéochimiques, en particulier ceux du carbone (de par son activité photosynthétique, la biosphère continentale accumule environ 2Gt/an de gaz carbonique, dont 80% sont stockés dans les forêts) et de l'eau, et elle est un élément essentiel du bilan radiatif de la Terre. Les mécanismes physiques de ces processus, relativement bien connus à l'échelle locale, restent plus difficilement quantifiables à plus large échelle. Les modèles de circulation globale en particulier, qui synthétisent les connaissances sur le fonctionnement des écosystèmes, requièrent des données périodiques à l'échelle régionale et planétaire pour leurs prévisions. La plupart d'entre elles ne sont accessibles qu'à partir d'observations spatiales.

L'utilisation de la télédétection concerne aussi le suivi des ressources forestières et agricoles, et répond à des besoins tant économiques qu'environnementaux. Si elle a d'abord été mise à profit par les organismes nationaux ou internationaux comme moyen de contrôler les surfaces déclarées ou pour évaluer l'étendue de dégâts d'origine naturelle, la télédétection spatiale prend une place de plus en plus prépondérante dans le domaine de l'agriculture de précision. Il s'agit d'optimiser les productions végétales en tenant compte de l'évolution de l'hétérogénéité intraparcellaire des cultures au cours de leur cycle végétatif. La modulation des opérations culturales (apports d'amendements et d'engrais, irrigation, etc.) qui en résulte permet ainsi de limiter leurs impacts sur l'environnement tout en améliorant la compétitivité des produits (qualité et/ou quantité).

Le premier satellite civil dédié à la surveillance de la Terre, LANDSAT 1, est lancé en 1972. Il inaugure l'ère de la télédétection spatiale et ouvre de nouvelles perspectives pour le diagnostic des ressources naturelles terrestres. Depuis, l'évolution des techniques ainsi que le nombre croissant de satellites en orbite a permis d'augmenter tant la quantité que la qualité des observations sur la biosphère continentale. Les résolutions spatiales, spectrales et temporelles des instruments embarqués, nécessitent des méthodes d'extraction de l'information de plus en plus spécifiques pour traiter opérationnellement ces données.

L'estimation des caractéristiques de la végétation à partir de mesures de télédétection dans le domaine optique a longtemps fait appel à des méthodes empiriques ou semi-empiriques, comme les indices de végétation, reposant sur le caractère multispectral des observations. Les propriétés anisotropes des surfaces observées ont longtemps été ignorées lorsqu'il s'agissait d'en estimer les caractéristiques depuis l'espace. Ces cinq dernières années ont été marquées par le lancement de plates-formes spatiales multi-instrumentées dont nombre de capteurs destinés à l'observation de la surface terrestre (POLDER/ADEOS, MISR/TERRA, VEGETATION/SPOT 4) en fournissent un échantillonnage à la fois spectral et directionnel. L'inversion de modèles physiques de réflectance permet de tirer pleinement parti de ces informations complémentaires sur les surfaces végétales afin d'en estimer les caractéristiques clés, révélatrices de leur fonctionnement. De tels modèles établissent une relation fonctionnelle entre un certain nombre de variables biophysiques expliquant la variabilité du rayonnement électromagnétique mesuré. Ils synthétisent les connaissances des phénomènes d'absorption et de diffusion de la lumière au niveau de l'atmosphère et du

couvert végétal. Leur application pour interpréter les données de télédétection pose néanmoins un certain nombre de problèmes liés d'une part à la modélisation même des processus physiques régissant l'interaction onde-matière, et d'autre part à la mise en œuvre de procédures d'inversion adéquates.

Au cours de cette thèse consacrée à la problématique d'estimation des variables biophysiques, nous nous sommes plus particulièrement intéressés à ces aspects au niveau du couvert végétal. Le manuscrit s'articule en six chapitres.

Le **second chapitre** sera tout d'abord consacré au déterminisme du signal radiométrique enregistré par un instrument spatial, dans le domaine optique des longueurs d'onde. Plus particulièrement, la compréhension des phénomènes physiques d'absorption, de diffusion et de transmission, du rayonnement lumineux au sein du milieu végétal est nécessaire avant toute tentative d'estimation de ses caractéristiques.

Les principales méthodes d'extraction d'informations quantitatives sur la couverture végétale seront ensuite examinées, avec le souci de mettre en avant leurs qualités et leurs limites. L'approche physique, basée sur l'inversion de modèles physiques, sera plus spécialement développée. Enfin, le formalisme de l'optimisation non linéaire sera exposé afin d'examiner la signification des estimateurs les plus couramment rencontrés dans la littérature, ainsi que la confiance à apporter aux variables estimées.

La capacité d'un modèle de réflectance à établir une représentation "réaliste" du champ de rayonnement émergent du couvert est un préalable nécessaire à son application opérationnelle. Pour autant, une description "trop" détaillée (modèles tridimensionnels) ne semble pas adaptée en inversion, du fait de coûts prohibitifs en temps de calcul et à cause d'ambiguïtés entre les variables explicatives. Les modèles de transfert radiatif unidimensionnels sont les plus adaptés en inversions itératives puisqu'ils décrivent les variations globales de la réflectance à partir d'un nombre limité de variables biophysiques. Ils expliquent ainsi l'anisotropie du milieu à partir d'une description statistique de son architecture. Parmi la diversité des modèles 1D que l'on peut rencontrer dans la littérature, notre choix s'est porté sur quatre d'entre eux : SAIL (Verhoef, 1984, 1985), KUUSK (Kuusk, 1995b), IAPI (Iaquinta, 1995) et NADI (Gobron et al., 1997a). Afin d'exploiter les dimensions tant spectrale et que directionnelle du signal mesuré, ils peuvent être couplés à un modèle de propriétés optiques des feuilles comme PROSPECT (Jacquemoud et Baret, 1990 ; Jacquemoud et al., 2000). Cela sera réalisé dans le **troisième chapitre** où seront exposés les formalismes de chaque modèle.

Une analyse de sensibilité basée sur la méthode des plans d'expériences numériques sera ensuite effectuée avec le double objectif *i*) d'évaluer l'accord entre ces modèles et *ii*) de quantifier l'influence des variables afin d'améliorer leur estimation en inversion.

Le problème inverse sera au cœur des deux chapitres suivants. Sa nature sur-déterminée, si elle conditionne sa solvabilité, induit aussi la non-unicité de la solution. C'est donc la "meilleure"

des solutions qui est généralement recherchée à partir d'un ensemble de M mesures de réflectance. Se pose alors la question du choix des configurations de mesures les plus appropriées pour l'estimation des variables biophysiques. Elle est d'autant plus légitime que l'inadéquation entre le modèle et la "réalité", que les bruits instrumentaux, et que la redondance d'informations contenues dans les mesures spectrales et/ou directionnelles de réflectance, concourent à détériorer la qualité de l'estimation. Il apparaît d'autre part nécessaire d'établir un critère permettant de juger la fiabilité de l'inversion : les études portant sur l'inversion itérative négligent souvent l'aspect "incertitude d'estimation", contrairement aux approches neuronales ou par tables de correspondance.

La question des configurations optimales de visée sera abordée au **Chapitre 4**. Leur définition reste un sujet d'actualité mis en avant par les agences spatiales (CNES, ESA, NASA) pour la définition de nouveaux capteurs ou pour améliorer les produits de télédétection.

L'étude se propose d'aborder le problème sous l'aspect théorique et expérimental. Dans un premier temps, le modèle SAIL+PROSPECT sera utilisé en mode direct afin de déterminer les configurations spectrales et directionnelles les plus porteuses en information sur ses variables. Un algorithme de recherche dynamique des directions de visée optimales, basé sur l'inversion de ce modèle, sera finalement appliqué aux mesures directionnelles et hyperspectrales de réflectance, acquises au Centre Commun de Recherche (Ispra, Italie) lors de la campagne EGO96 sur des couverts naturels et artificiels.

Enfin, le **cinquième chapitre** abordera l'aspect opérationnel de l'inversion pour le traitement des données POLDER aéroporté, acquises lors de la campagne Alpilles/ReSeDA dédiée à l'assimilation des produits de télédétection pour l'étude du fonctionnement du système sol-végétation-atmosphère. Les performances des modèles seront évaluées en terme de qualité de l'ajustement ainsi que par rapport aux mesures *in situ* de l'indice de surface foliaire. L'analyse des erreurs d'estimation des différents variables permettra d'expliquer les divergences.

La cartographie de deux variables clés en agronomie - la concentration en chlorophylle et l'indice de surface foliaire - sera réalisée à différentes échelles. Dans le cadre de l'agriculture de précision où la variabilité intraparcellaire est prise en compte pour la conduite des cultures, l'information complémentaire apportée par l'erreur d'estimation se révèle particulièrement précieuse dans l'aide à la décision.

Chapitre 2

Problématique de la caractérisation des couverts végétaux par télédétection

La télédétection spatiale dans le domaine optique repose sur l'hypothèse que la *réflectance* d'une surface, déterminée comme la fraction d'énergie lumineuse incidente réfléchie dans la direction de visée, en véhicule la signature et que son analyse permet d'en estimer les caractéristiques propres. Décrire et comprendre les mécanismes responsables de la variation de l'intensité lumineuse qui parvient au niveau du capteur est un préalable à l'estimation des propriétés de toute surface observée.

Ce second chapitre expose les phénomènes physico-chimiques qui affectent le rayonnement électromagnétique lors de sa traversée de l'atmosphère, et plus particulièrement lors de son interaction avec un couvert végétal. Leur prise en compte dans la chaîne de traitement des données (le signal radiométrique enregistré par le capteur) conditionne la qualité des informations quantitatives que l'on sera en mesure d'obtenir sur l'état du couvert.

Les différentes méthodes d'extraction de l'information utilisées pour l'étude des surfaces végétales seront ensuite exposées, avant d'aborder plus particulièrement l'approche physique et de poser le formalisme théorique du problème inverse.

2.1 Déterminisme de la réflectance

De nombreux satellites d'observation de la Terre mesurent le rayonnement solaire réfléchi par le système Terre-Atmosphère (Figure 2.1). Avant d'être enregistré par le capteur, celui-ci a d'abord été affecté par l'atmosphère, et par les phénomènes d'absorption, de réflexion et de diffusion au niveau de la surface visée. Nous allons voir quels phénomènes physiques participent au signal mesuré.

2.1.1 Le rayonnement solaire

Toute l'énergie radiative émise par le Soleil est comprise dans la gamme de longueurs d'onde comprise entre 0.15 et 4 μm (Rosenberg et al., 1983) ; le flux énergétique émis par la Terre est

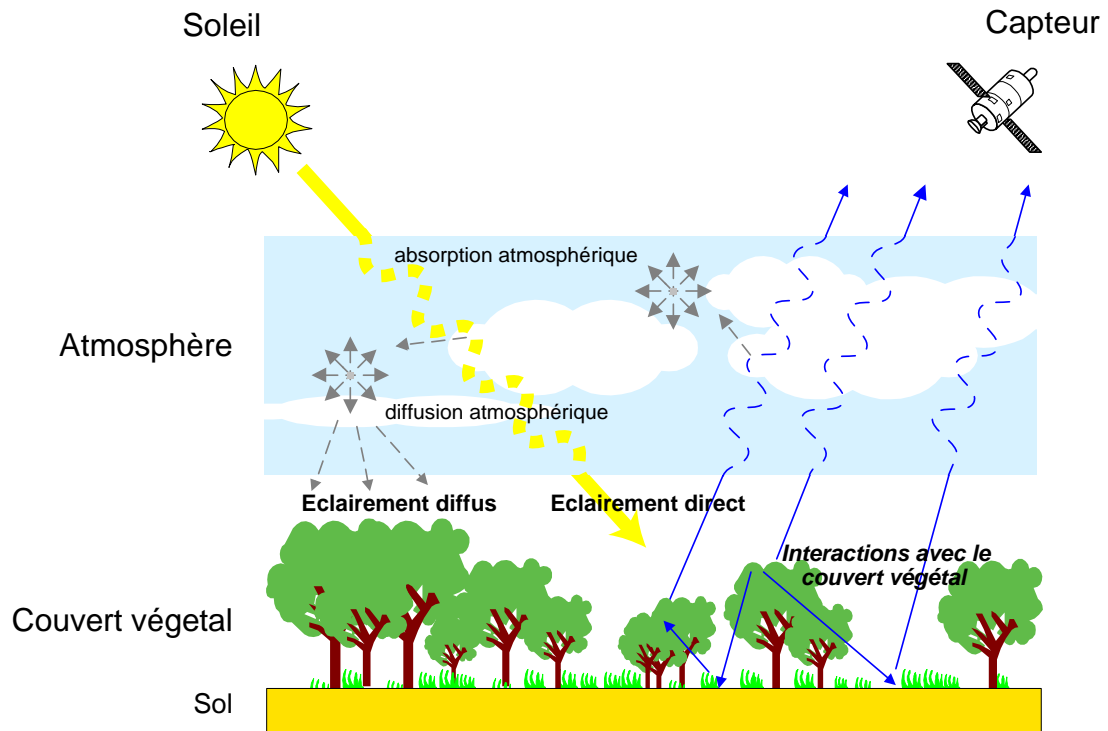


Figure 2.1 – Facteurs affectant le signal radiométrique dans le système Terre-Atmosphère.

quant à lui contenu dans la gamme 3 - 100 μm . Le recouvrement des deux spectres énergétiques est faible et ne concerne pas les domaines de longueurs d'onde visible (400 à 700 nm) et infrarouge (700 à 3000 nm). Le spectre de rayonnement du Soleil est continu et proche de celui d'un corps noir à 5800 K, dont la longueur d'onde du maximum de rayonnement est 500 nm. Environ 45% de l'énergie totale reçue à la surface terrestre concerne le domaine visible (Guyot, 1999).

2.1.2 La composante atmosphérique

L'atmosphère terrestre constitue la limite supérieure du système formé par la Terre (océans + surfaces émergées) et l'atmosphère. Lors de sa traversée, le rayonnement exoatmosphérique et celui réfléchi par la surface sont affectés par des phénomènes d'absorption gazeuse et de diffusion.

Absorption

En entrant en collision avec une molécule de gaz, un photon peut être absorbé si son énergie correspond à une transition énergétique entre le niveau fondamental de la molécule et un de ses états excités (transitions rotationnelle, vibratoire ou électronique), ou si elle est supérieure à l'énergie d'ionisation de la molécule. Les transitions rotationnelles concernent les photons de basses fréquences (micro-ondes et infrarouge lointain) ; le phénomène d'absorption dans l'ultra-violet est principalement dû à des dissociations moléculaires et à des transitions électroniques. Les photons dont l'énergie correspond à une longueur d'onde du domaine optique peuvent être

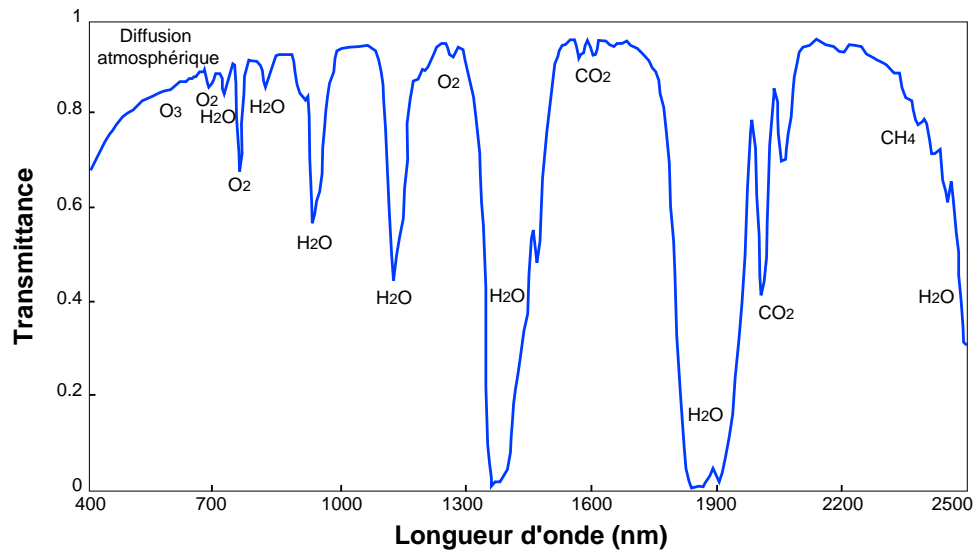


Figure 2.2 – Transmittance spectrale dans l'atmosphère entre 400 et 2500 nm.

absorbés par transitions électroniques (visible) et vibratoires (proche infrarouge). Les principaux gaz impliqués dans ces deux derniers phénomènes sont :

- l'ozone qui absorbe une partie du rayonnement dans le rouge ainsi que dans l'ultraviolet, à des longueurs d'onde inférieures à 290 nm,
- l'oxygène qui présente une bande étroite d'intense absorption autour de 760 nm,
- la vapeur d'eau, le gaz carbonique et le méthane, qui constituent les trois principaux gaz absorbant la majeure partie du rayonnement solaire de l'infrarouge à l'infrarouge thermique.

La transmittance spectrale de l'atmosphère (Figure 2.2) montre que si cette dernière est relativement transparente dans le domaine visible, elle ne laisse passer le rayonnement électromagnétique que dans un nombre limité de bandes spectrales dans l'infrarouge. Les régions du spectre utiles pour la télédétection, celles qui sont peu affectées par l'absorption atmosphérique, sont appelées *fenêtres atmosphériques*.

Diffusion

Plus que le phénomène d'absorption, la diffusion atmosphérique est principalement responsable de l'atténuation de l'intensité du rayonnement lors de la traversée de l'atmosphère. Elle est due à l'interaction des photons avec les aérosols et les molécules atmosphériques, et s'exprime par une atténuation du signal dans la direction du vecteur d'onde et une augmentation dans les autres directions.

- la diffusion de Rayleigh concerne les particules dont la taille est très inférieure à celle de la longueur d'onde (molécules gazeuses typiquement). L'intensité de diffusion est inversement proportionnelle à la puissance quatrième de la longueur d'onde. Ainsi, les rayonnements de courtes longueurs d'onde, comme le bleu, sont plus diffusés que les rayonnements de grandes

longueurs d'onde, comme le rouge. La répartition angulaire de la puissance rayonnée est maximale dans le sens de propagation du rayonnement incident : les intensités diffusées en avant et en arrière sont égales, et deux fois plus importantes que celles diffusées perpendiculairement au rayonnement incident.

- la diffusion de Mie concerne les aérosols (particules liquides et solides telles que poussières, pollens, fumées) et la vapeur d'eau, lorsque la longueur d'onde est du même ordre de grandeur que la taille des particules diffusantes. Elle se produit surtout dans les couches inférieures de l'atmosphère où les grosses particules sont plus abondantes. Ce processus se manifeste sur tout le spectre solaire et est inversement proportionnel à la longueur d'onde. L'effet des aérosols est donc plus important dans le domaine visible. La puissance diffusée dans la direction d'incidence est plus grande que la puissance rétro-diffusée ; elle augmente avec la taille des particules.
- la diffusion non-sélective, qui concerne les particules dont la taille est très supérieure à la longueur d'onde (gouttes d'eau et grosses particules de poussière par exemple), peut s'expliquer par l'optique géométrique. Toutes les longueurs d'onde du visible sont alors également dispersées, ce qui produit un rayonnement blanc.

Au niveau du couvert végétal, le rayonnement incident est donc composé d'une partie du rayonnement exoatmosphérique qui n'a été affecté que par le mécanisme d'absorption par les gaz ou les aérosols (*rayonnement direct*), et d'une partie ayant été diffusée (*rayonnement diffus*). La traversée de l'atmosphère dégrade ainsi l'information sur le couvert végétal, contenu dans le signal radiométrique qui atteint le capteur.

2.1.3 Interaction entre le rayonnement électromagnétique et le couvert végétal

Lorsqu'il atteint le couvert végétal, le rayonnement électromagnétique, qui a été transmis par l'atmosphère interagit avec les différents éléments aériens qui le composent (feuilles, troncs, branches, tiges, etc.) et avec le sol sous-jacent. La dépendance directionnelle du rayonnement réfléchi est essentiellement déterminée par la structure du couvert (arrangement spatial des différents organes aériens) et la rugosité du sol sous-jacent ; la composition biochimique des feuilles et la composition minéralogique du sol déterminent la distribution spectrale de la réflectance.

2.1.3.1 Rôle de l'architecture du couvert dans l'extinction du rayonnement

La distribution des éléments foliaires au sein d'un couvert végétal est principalement conditionnée par l'activité photosynthétique des plantes (Pearcy et Valladares, 1998). La structure d'un couvert végétal est donc le facteur le plus important qui conditionne le champ de rayonnement tridimensionnel à l'intérieur de celui-ci, et qui explique la variation directionnelle de la réflectance observée (Knyazikhin et al., 1998). L'intensité du rayonnement réfléchi par un cou-

vert végétal est ainsi déterminée par la forme, la dimension, la distribution dans l'espace et la quantité des surfaces végétales qui le composent.

La description de l'architecture du couvert et des propriétés d'absorption de ses différents organes aériens conditionne la représentativité des mesures de réflectance qui peuvent être observées par télédétection, et doit être adaptée à la résolution spatiale du capteur utilisé.

2.1.3.1.1 Caractérisation de l'architecture du couvert

Représenter l'architecture du couvert végétal nécessite la définition d'un certain nombre de variables expliquant la diffusion en volume du rayonnement électromagnétique. Ces variables sont étroitement liées à la répartition et à la distribution des feuilles, qui représentent les principales surfaces interagissant avec les photons dans le domaine optique.

L'**indice de surface foliaire**¹ ou **LAI**² caractérise la surface d'échange (eau, carbone, rayonnement) avec l'atmosphère. Il est défini comme la surface cumulée, sur toute la hauteur du couvert, des faces supérieures des feuilles par unité de surface du sol. Cette variable est l'une des principales déterminant le champ de rayonnement au sein du couvert. L'indice foliaire est en outre largement utilisé en écophysiologie pour modéliser le fonctionnement des couverts, puisque ce sont essentiellement les feuilles qui conditionnent l'évapotranspiration et les flux de carbone entre la biosphère et l'atmosphère (Rosenberg et al., 1983). Le LAI varie typiquement de 0 pour un sol nu à une valeur maximale de 5-6 pour une culture annuelle, et peut dépasser 15 dans le cas des forêts tropicales. En général, la réflectance du couvert, dans le visible et le moyen infrarouge, diminue lorsque l'indice foliaire augmente ; en revanche, elle augmente dans le proche infrarouge. La variation de la réflectance en fonction de l'indice foliaire atteint un seuil dépendant du domaine spectral considéré : le palier est atteint pour un LAI voisin de 3 dans le visible et le moyen infrarouge, et pour un LAI de l'ordre de 5 ou 6 dans le proche infrarouge.

L'**inclinaison des feuilles** varie en fonction du type de végétation, mais dépend aussi du stade de croissance et parfois même de l'heure de la journée. La fonction de distribution des angles foliaires $g_l(\vartheta_l, \phi_l)$ est utilisée pour décrire l'inclinaison des feuilles. Elle caractérise le pourcentage de surface foliaire dont l'angle entre la verticale et la normale aux faces supérieures des feuilles est compris entre ϑ_l et $\vartheta_l + d\vartheta_l$, et dont l'azimut est compris entre ϕ_l et $\phi_l + d\phi_l$ (Sinoquet et Andrieu, 1993). Six distributions types ont été définies (de Wit, 1965 ; Bunnik, 1981) :

- planophile : les feuilles horizontales sont les plus fréquentes,
- érectophile : les feuilles verticales sont les plus fréquentes,
- plagiophile : les feuilles inclinées à 45° sont les plus fréquentes,
- extrémophile : les feuilles ont deux inclinaisons possibles, horizontale et verticale,

¹ou plus couramment "indice foliaire".

²Leaf Area Index

- uniforme : la probabilité d'inclinaison des feuilles est la même quel que soit l'angle d'inclinaison considéré,
- sphérique : la fréquence d'occurrence des angles foliaires est égale à celle qu'auraient des feuilles placées à la surface d'une sphère.

La **hauteur du couvert** et la **taille des feuilles** conditionnent les probabilités de transmission et d'interception des photons dans le couvert. En particulier, la probabilité pour qu'un photon incident ayant pénétré à une profondeur z du couvert en ressorte sans avoir été absorbé par un élément foliaire est plus importante autour de la direction d'incidence (faibles angles de phase³), ce qui se traduit par une augmentation de la réflectance pour des directions de visée proches de la direction rétro-solaire comme l'illustre la Figure 2.3. Ce phénomène, connu sous le terme d'effet d'opposition (ou "hot spot"), est caractéristique des couverts végétaux et des milieux poreux (Hapke, 1993). Plus généralement, il s'explique, par le fait que les particules - dont la taille est grande par rapport à la longueur d'onde - masquent leur propre ombre aux faibles angles de phase. L'effet de *hot spot* est plus prononcé dans le rouge que dans le proche ou le moyen infrarouge, à cause du contraste plus important entre les éléments éclairés et les éléments ombragés dans le visible (Myneni et al., 1995).

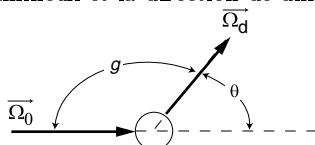
Parce qu'elle conditionne leur activité photosynthétique, la distribution spatiale des feuilles éclairées au sein du couvert est un élément essentiel du déterminisme de la réflectance. Plus généralement, les couverts naturels présentent une structure hétérogène en terme de distribution spatiale des éléments foliaires, qu'elle soit liée à la répartition même des feuilles sur les branches (aggrégation plus ou moins importante) ou bien à l'arrangement des plantes (en rang pour certaines cultures, en bosquets, aléatoire,...)

2.1.3.1.2 Propriétés optiques des sols

La contribution de la réflectance du sol à la réflectance totale du système sol-végétation ne peut être négligée que lorsque la végétation est bien développée, c'est à dire typiquement pour des indices foliaires supérieurs à 2 ou 3. Dans le cas de couverts épars, il est nécessaire de bien caractériser les propriétés optiques des sols.

La dépendance spectrale de luminance énergétique des sols provient de leur composition minérale, de leur humidité ainsi que de leur teneur en matière organique (Stoner et Baumgardner, 1981). Elle est due à l'absorption du rayonnement par les matériaux pédologiques et à la diffusion

³l'angle de phase g est défini comme le complément de l'angle θ entre la direction d'incidence du rayonnement lumineux et la direction de diffusion.



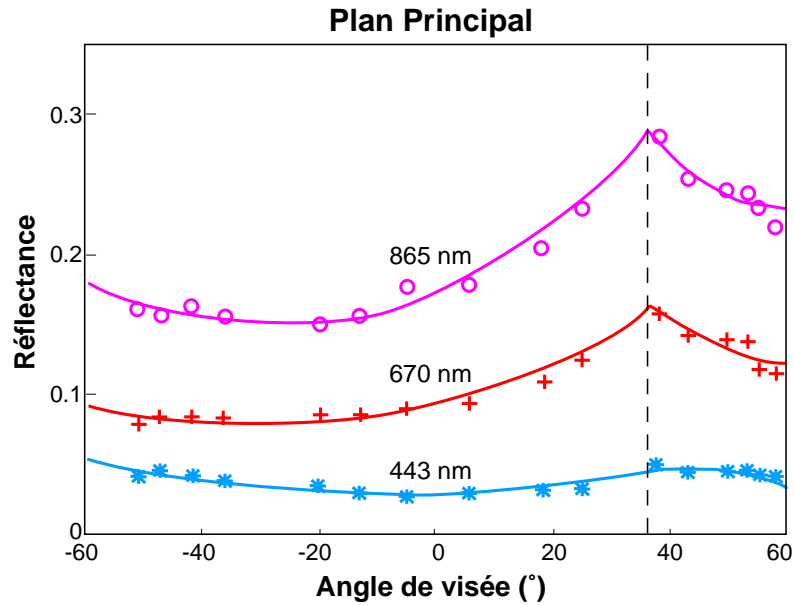


Figure 2.3 – Réflectances directionnelles présentant un effet d'opposition marqué, acquises par le radiomètre POLDER spatial au-dessus d'une savane (décembre 1996) (d'après le CD-ROM *POLDER Scientific Products*, CNES). Les pointillés indiquent la direction d'éclairage.

liée aux discontinuités d'indices de réfraction aux interfaces air/particules du sol (Twomey et al., 1986). La conjugaison de ces deux phénomènes explique qu'une augmentation de la teneur en eau d'un sol se traduit par une diminution de la réflectance sur tout le domaine optique (Figure 2.4).

La variation directionnelle de la réflectance d'un sol dépend essentiellement de sa rugosité (distribution et taille des particules). Certaines surfaces planes peuvent présenter un effet spéculaire important ; la plupart, au contraire, présentent un effet d'opposition important comme dans le cas de couverts végétaux.

2.1.3.2 Au niveau de la feuille

Les feuilles sont les principaux éléments qui interagissent avec le flux lumineux dans le domaine optique, en terme de surface par rapport aux autres organes végétaux et de par leur fonction photosynthétique. Les surfaces foliaires et leurs propriétés optiques sont donc au cœur de la modélisation du transport de photons au sein des couverts végétaux.

2.1.3.2.1 Propriétés spectrales

Les propriétés spectrales des feuilles sont essentiellement liées à leur composition biochimique ainsi qu'à leur structure cellulaire (Jacquemoud et Ustin, 2001).

Une feuille peut être considérée schématiquement comme un empilement de couches cellulaires distinctes, correspondant aux différents tissus de la plante (Figure 2.5). L'organisation structurale des tissus foliaires varie selon le groupe (Gymnosperme ou Angiosperme) ou le sous-groupe

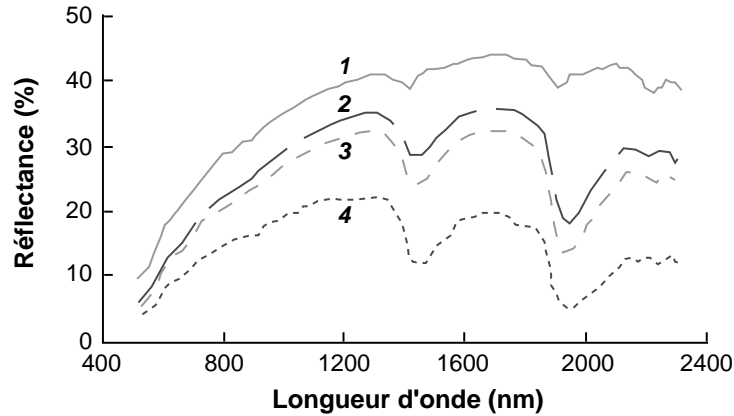


Figure 2.4 – Spectres de réflectance d'un sol en fonction de son humidité : **1** : séché à l'étuve, **2** : moyennement sec (tension d'humidité de 15 bars), **3** : humide (0.3 bar), **4** : très humide (0.1 bar) (d'après Baumgardner et al., 1985).

(Monocotylédone, Dicotylédone) de plantes auquel la feuille appartient. Les changements d'indice de réfraction aux interfaces des parois cellulaires des différents tissus (épiderme, parenchymes) sont en partie responsables de la diffusion du rayonnement lumineux dans la feuille ; les différents organites contenus dans le cytoplasme, dont la taille est de l'ordre de grandeur de la longueur d'onde du rayonnement, sont responsables de diffusions de Rayleigh et de Mie.

Les cellules sont composées de molécules absorbant la lumière selon des mécanismes spécifiques. Les différents pigments foliaires (chlorophylles *a* et *b*, caroténoïdes, polyphénols, pigments bruns, etc.) absorbent les photons des courtes longueurs d'onde (400 - 1000 nm) par transitions électroniques vers des états excités. L'absorption des photons par vibration, rotation et/ou étirement moléculaires, concerne les liaisons O-H de l'eau, et principalement les liaisons O-H, C-H, et N-H des molécules polyatomiques (cellulose, lignine, amidon, etc.) (Curran, 1989), et affecte le proche et le moyen infrarouge (1000 - 2500 nm).

On peut donc distinguer trois grands domaines spectraux (Figure 2.6) en fonction des phénomènes mis en jeu :

- le *visible* (400-700 nm) est une région de forte absorption du rayonnement lumineux par les pigments foliaires. Les feuilles présentent une réflectance et une transmittance faibles, avec un maximum de réflectance vers 550 nm. Les chlorophylles *a* et *b*, en moyenne 10 fois plus nombreuses que les autres pigments dans une feuille saine, possèdent deux bandes d'absorption dans le bleu (430-450 nm) et le rouge (640-660 nm), et masquent les pics d'absorption d'autres pigments foliaires comme les caroténoïdes (vers 450 nm).
- le domaine *proche infrarouge* (700-1300 nm) se distingue par le fait que la fraction de rayonnement absorbé par la feuille est très faible et présente peu de variations. Les pigments foliaires étant transparents à ces longueurs d'onde, le niveau du plateau de réflectance (appelé aussi *plateau proche infrarouge*) dépend essentiellement de la structure anatomique

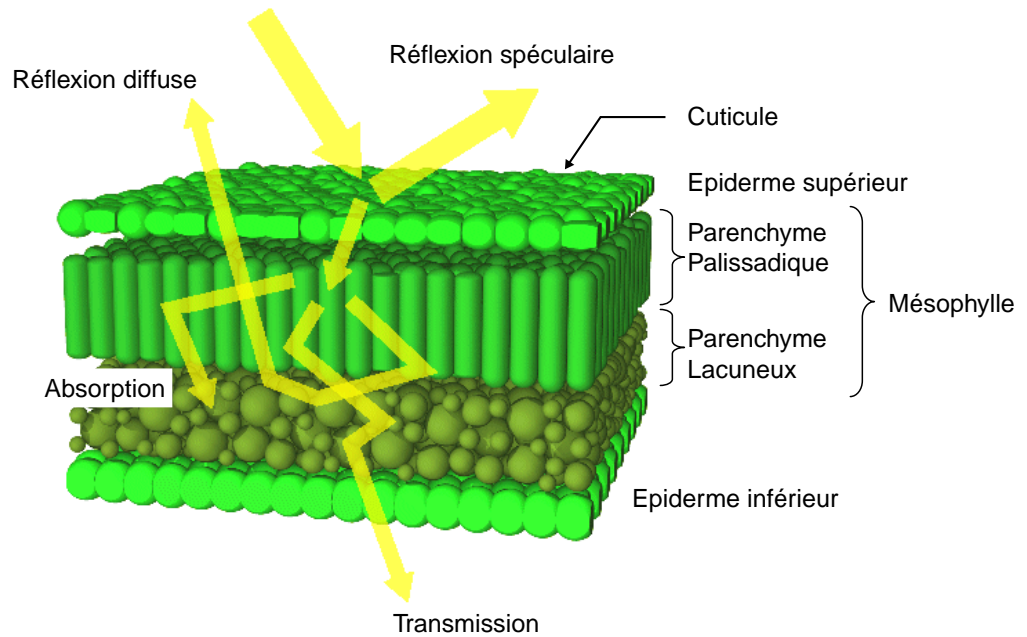


Figure 2.5 – Structure interne d'une feuille virtuelle de dicotylédone (Govaerts et al., 1996) et interaction avec le rayonnement électromagnétique.

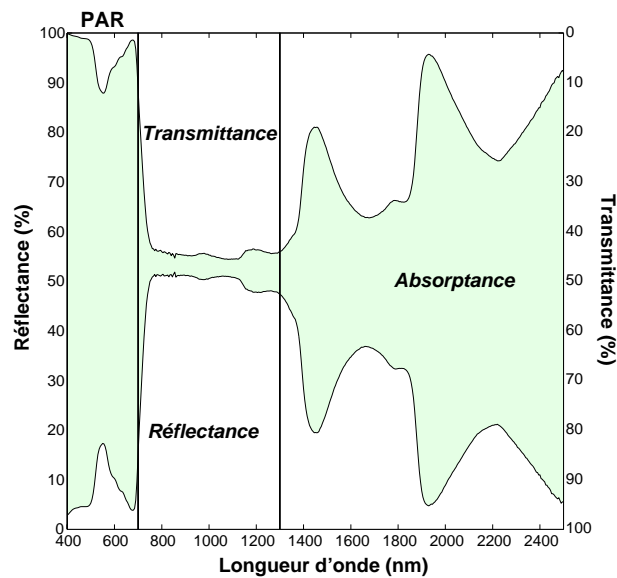


Figure 2.6 – Spectres de réflectance ρ_l et de transmittance τ_l hémisphériques d'une feuille de maïs vert (Hosgood et al., 1995). La partie grisée correspond à l'absorptance foliaire ($\alpha_l = 1 - \rho_l - \tau_l$).

des feuilles - réflexion de surface et diffusion interne due aux discontinuités d'indices de réfraction entre les espaces intercellulaires ($n=1$), les parois cellulaires ($n=1.4$ en moyenne), et l'eau des vacuoles ($n=1.33$ à 1000 nm) - mais aussi de l'absorption par la matière sèche.

- le *moyen infrarouge* (1300-2500 nm) est, comme le visible, une région de forte absorption du rayonnement électromagnétique. Les propriétés optiques sont affectées essentiellement par l'eau des feuilles, mais aussi par les composés biochimiques des tissus foliaires (lignine, cellulose, protéines, etc.) qui constituent la matière sèche. Les principales bandes d'absorption de l'eau se situent vers 1200, 1450, 1940 et 2500 nm, mais même entre ces bandes (1650 et 2200 nm), l'absorption par l'eau n'est pas nulle.

La majeure partie de l'énergie lumineuse absorbée est convertie en énergie chimique (photosynthèse) ou bien dissipée sous forme de chaleur. Une faible proportion est aussi réémise sous forme de lumière : il s'agit de la fluorescence chlorophyllienne (Camenen et al., 1996). On distingue la fluorescence "rouge" causée par l'excitation des pigments chlorophylliens par la lumière visible (son spectre est typiquement compris entre 660 et 780 nm, avec deux pics vers 690 et 740 nm), et la fluorescence "bleue" due à l'excitation par le rayonnement ultra-violet (Guyot, 1993). La fluorescence chlorophyllienne contribue ainsi à l'augmentation de la réflectance dans le visible et dans la montée du plateau proche infrarouge (Gamon et al., 1990). Sous éclairage en lumière blanche, jusqu'à 50% du rayonnement réémis dans le rouge peut être lié à la fluorescence (Maier, 2000). Son intensité est fonction de l'activité photosynthétique des feuilles, et peut très fortement fluctuer au cours d'une même journée.

Les propriétés optiques des feuilles évoluent avec le stress qu'elles subissent (attaques parasitaires, stress hydrique, déficiences minérales, etc.) et avec leur âge, durant les stades juvéniles et de sénescence uniquement. Lors de la sénescence, on observe une augmentation de la réflectance sur tout le spectre : dans le visible à cause de la dégradation rapide des chlorophylles qui ne masquent plus l'effet d'autres pigments foliaires comme les caroténoïdes (les feuilles jaunissent) ou les xanthophylles (les feuilles rougissent) ; dans le proche infrarouge à cause de la désorganisation de la structure interne des feuilles (qui se traduit par une augmentation de la diffusion), et dans le moyen infrarouge à cause de la diminution de la teneur en eau.

2.1.3.2.2 Propriétés directionnelles

Si la transmittance foliaire présente une distribution presque lambertienne, la réflectance dépend très fortement de l'angle d'illumination. Le rayonnement réfléchi est en effet composé d'une fraction diffuse et d'une fraction spéculaire. Cette dernière ne varie pas spectralement mais dépend de l'angle d'incidence du rayonnement.

On peut considérer la surface foliaire comme un ensemble de facettes qui diffusent et réfléchissent le rayonnement incident indépendamment les unes des autres. Leur taille et leur orientation déterminent la distribution angulaire de la lumière réfléchie (Walter-Shea et Norman, 1991). Lorsque la longueur d'onde incidente est grande par rapport à leur dimension, la feuille

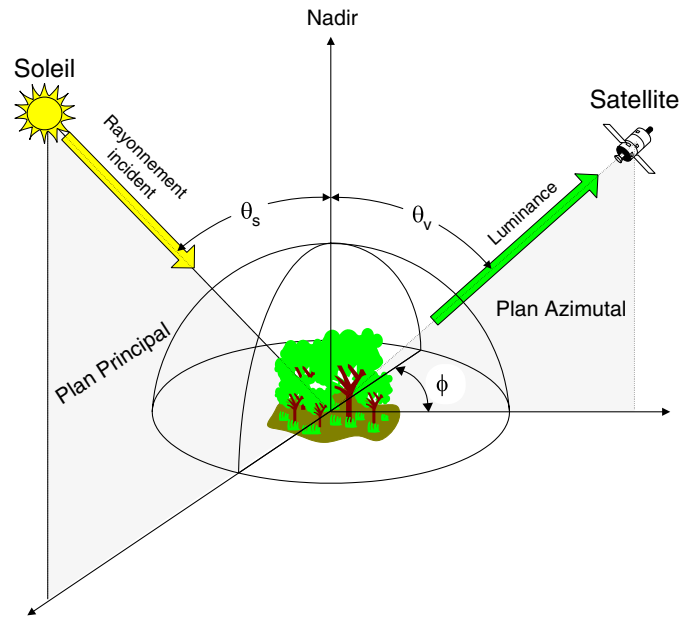


Figure 2.7 – Géométrie de mesure d'un système de télédétection.

se comporte comme une surface “lisse”, de telle sorte que la lumière est réfléchie autour de la direction spéculaire. *A contrario*, lorsque la longueur d'onde est du même ordre de grandeur que la dimension de rugosité, le rayonnement est réfléchi de manière isotrope. Le comportement des feuilles est d'autant moins “lambertien” que l'angle d'incidence est élevé (Ross, 1981).

La réflexion à la surface des feuilles modifie la polarisation de la lumière incidente, à la différence de la composante diffuse de la réflectance qui provient de l'intérieur de la feuille (Vanderbilt et al., 1991). Pouvoir discriminer ces deux composantes devrait permettre une meilleure estimation des caractéristiques de la structure et de la composition biochimique internes des feuilles, informations véhiculées par la seule part diffuse de la réflectance (la lumière polarisée ne véhicule une information que sur l'état de surface).

2.2 Interprétation des données de télédétection

Les couverts végétaux réfléchissent la lumière de manière fortement anisotrope, principalement à cause de leur structure tridimensionnelle (taille, forme, surface, orientation, et distance entre éléments du couvert), mais aussi des propriétés intrinsèques des éléments diffusants. Pourtant, la dépendance de la réflectance par rapport aux géométries d'éclairage et de visée (Figure 2.7) a pendant longtemps été ignorée pour estimer les propriétés biophysiques de la végétation.

En effet, jusque récemment, les satellites d'observation de la Terre (TM/LANDSAT, HRV/SPOT, AVHRR/NOAA, MODIS/TERRA) ont privilégié l'acquisition de données spectrales et temporelles, en négligeant l'information directionnelle sur la couverture végétale. C'est donc la variabilité spectrale des mesures de réflectance qui a d'abord été exploitée, avec le souci de les corriger des effets directionnels.

La nouvelle génération de capteurs spatiaux comme POLDER/ADEOS et MISR/TERRA permet d'avoir accès aux deux informations, spectrale et directionnelle, offrant de nouvelles perspectives en terme de qualité d'estimation des caractéristiques des milieux végétaux.

Parmi les méthodes utilisées pour déterminer les caractéristiques intrinsèques aux couverts végétaux, on distingue trois grandes approches.

2.2.1 Approche empirique

L'approche empirique consiste à corrélérer, via des relations simples, la réflectance spectrale à des caractéristiques de la végétation.

Les **indices de végétation** sont des combinaisons, linéaires ou non, de valeurs de réflectance acquises dans plusieurs bandes spectrales. Ils s'appuient essentiellement sur les différences de propriétés optiques de la végétation entre les trois grands domaines spectraux.

Très fortement corrélés à l'activité photosynthétique des plantes ainsi qu'à leur structure, ils ont été appliqués au niveau du couvert pour déterminer des variables relevant de leur fonctionnement : *LAI* et *fAPAR*⁴ (Asrar et al., 1989a), biomasse verte et contenu azoté (Gamon et al., 1995), par exemple.

La contribution du sol sous-jacent ainsi que la diffusion atmosphérique altèrent de manière significative la signature spectrale des couverts, et par conséquent les indices de végétation. Depuis le Ratio Vegetation Index (RVI), de nombreux indices de végétation ont ainsi été développés afin de minimiser l'effet du sol, et de s'affranchir des effets atmosphériques : Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Perpendicular Vegetation Index (PVI), Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), Transformed Soil Adjusted Vegetation Index (TSAVI), pour n'en citer que quelques uns. Ces indices tendent à saturer pour des couverts denses, ne permettant plus de suivre toute la dynamique de variation des variables que l'on cherche à estimer (Sellers, 1989).

La plupart de ces relations, sinon toutes, restent toutefois sensibles à l'anisotropie des surfaces observées, associée aux conditions d'éclairement et de visée. Les développements récents liés, d'une part à l'amélioration des connaissances sur la nature et sur les causes de variabilité de la réflectance, et d'autre part au lancement de nouveaux instruments embarqués (avec de meilleures résolutions spatiale, spectrale, et directionnelle), s'accompagnent de nouveaux indices de végétation optimisés qui tendent à s'affranchir de ces problèmes directionnels (Govaerts et al., 1999 ; Gobron et al., 1999 ; Leroy et Hautecoeur, 1999).

Ces différentes relations étant "calibrées" sur des surfaces et pour des instruments particuliers, leur portabilité reste limitée. Elles demeurent néanmoins rapides et aisées à mettre en œuvre, et sont donc souvent utilisées pour quantifier les variables biophysiques lorsque la quantité de données à traiter est importante.

⁴*fAPAR* = fraction de rayonnement photosynthétiquement actif absorbé.

Les **glissements spectraux**. La position du point d'inflexion du *red edge*⁵ dépend essentiellement des propriétés d'absorption de la chlorophylle (Curran et al., 1990). Elle peut aussi être liée à la présence d'autres pigments non photosynthétiques et à la structure foliaire ; au niveau du couvert, elle dépend de l'arrangement spatial des différents organes végétaux (Vanderbilt et al., 1988 ; Demarez et Gastellu-Etchegorry, 2000). Elle n'est en revanche pas sensible aux effets atmosphériques et à la couleur du sol (Baret et al., 1991), ce qui la rend plus robuste que les indices de végétation.

La dérive spectrale de ce point d'inflexion a donc été utilisée pour déterminer certaines caractéristiques biophysiques des plantes au niveau de la feuille (Gitelson et al., 1996), mais surtout au niveau du couvert : concentration en chlorophylle (Miller et al., 1990), *LAI* (Filella et Penuelas, 1994), ou bien encore stress environnementaux (Collins et al., 1983 ; Bonham-Carter et al., 1986 ; Demetriades-Shah et al., 1990 ; Ustin et al., 1999).

La limite intrinsèque de ces méthodes, outre celles décrites précédemment, réside dans le fait qu'elles identifient souvent la variabilité du signal au seul effet d'une variable (structurale ou biochimique) du couvert, alors que le problème est multivarié.

2.2.2 Approche statistique

Cette méthode consiste à établir une relation fonctionnelle statistique entre des mesures de luminance et une variable d'intérêt.

Les **régressions linéaires multiples pas à pas**⁶ consistent à établir une équation linéaire entre une variable C (le plus souvent une variable biochimique comme la concentration en chlorophylle, en azote, en protéines, etc.), et des valeurs de réflectance mesurées, au niveau de la feuille ou du couvert, dans N bandes spectrales $[\rho(\lambda_1), \rho(\lambda_2), \dots, \rho(\lambda_N)]$:

$$C = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i \cdot \rho(\lambda_i)$$

La plupart des études portent sur la détermination de la concentration en chlorophylle, cellulose ou lignine, des feuilles (Card et al., 1988 ; Curran et al., 1992 ; Jacquemoud et al., 1995b). Cette méthode a été utilisée sur les données hyperspectrales du spectromètre AIS⁷ afin de cartographier la concentration en lignine d'un couvert forestier (Wessman et al., 1988).

La sélection problématique des bandes spectrales, du fait d'intercorrélations entre composés biochimiques (Bolster et al., 1996 ; Grossman et al., 1996), ainsi que la portabilité restreinte de la relation calibrée sur un site de référence, sont toutefois une limite à l'application opérationnelle de cette approche. Cette méthode sert alors plutôt à sélectionner les

⁵ brusque augmentation de la réflectance de la végétation entre 670 nm et 780 nm observé chez les plantes vertes.

⁶ stepwise multiple regression analysis.

⁷ Airborne Imaging Spectrometer

combinaisons spectrales qui permettent une meilleure restitution des caractéristiques des couverts à partir de relations empiriques (Gastellu-Etchegorry et Bruniquel-Pinel, 2001).

Les **modèles de mélange linéaire spectraux**⁸ supposent que la luminance I d'un pixel peut être fractionnée en une somme pondérée des luminances de cibles de référence \tilde{I} (feuilles, minéraux, etc.) (Adams et al., 1986 ; Townshend et al., 2000) :

$$I = \sum_{i=1}^N f_i \tilde{I} + e$$

e étant le terme erreur.

L'analyse revient alors à approcher un spectre de réflectance mesuré par la meilleure combinaison possible de ces spectres de référence. Son application pour l'extraction d'informations quantitatives sur la teneur en différents pigments foliaires semble plus appropriée pour des mesures de réflectances au niveau de la feuille (Hlavka et al., 1997 par exemple), qu'à des mesures au sommet du couvert à cause de la complexité de l'arrangement des différents composants foliaires à cette échelle spatiale (Aber et al., 1994). Cette méthode a néanmoins été utilisée en haute résolution spectrale pour déterminer le taux de couverture végétale (Huete, 1986 ; Smith, 1992 ; Ustin et al., 1993).

On le voit, la complexité du milieu au niveau du couvert végétal (par rapport à celui d'une feuille) rend l'application de ces méthodes statistiques problématique pour la détermination d'informations réellement quantitatives sur son état. D'autre part, elles sont basées sur l'ajustement de relations *linéaires* entre des mesures de luminance et une grandeur diagnostique, alors que la diffusion au sein du couvert végétal conduit à une composition *non linéaire* en luminance des effets des différents organes végétaux et du sol (Myneni et al., 1995).

2.2.3 Approche physique : inversion de modèles de réflectance

A la différence des deux approches précédentes basées sur l'*observation* de la dynamique de la réflectance spectrale d'un couvert végétal en fonction de certaines de ses propriétés biophysiques, l'utilisation d'un modèle analytique de réflectance suppose la *compréhension* des phénomènes régissant les interactions entre le rayonnement électromagnétique et le système couplé sol-végétation-atmosphère, et qui affectent sa signature spectrale et directionnelle. De plus, alors que les méthodes empiriques et statistiques sont *univariées*, l'inversion de modèles est une méthode *multivariée*, qui permet d'estimer simultanément plusieurs variables biophysiques.

Pour expliquer la luminance arrivant au satellite (Figure 2.1), de tels modèles établissent une relation fonctionnelle entre les variables responsables des phénomènes d'absorption et de diffusion de la lumière, au niveau :

⁸linear Spectral Mixture Analysis (SMA).

- de l'*atmosphère*. On l'a vu précédemment (Chapitre 2.1.2), le rayonnement réfléchi par le couvert végétal est dégradé par la traversée atmosphérique. Caractériser les surfaces terrestres à partir d'instruments aéroportés ou spatiaux présuppose donc que les mécanismes d'absorption et de diffusion soient pris en compte dans la chaîne de traitement des données. On cherche donc à ramener des mesures effectuées au sommet de l'atmosphère (TOA⁹) à des observations au sommet du couvert végétal (TOC¹⁰). La connaissance des conditions atmosphériques détermine de plus le rayonnement incident au couvert végétal, qui constitue la limite supérieure des modèles physiques de réflectance (Knyazikhin et al., 1998). Différents codes permettent de corriger le signal radiométrique mesuré des processus d'absorption et de diffusion, comme 6S (Tanré et al., 1986 ; Vermote et al., 1997), MODTRAN (Berk et al., 1989), ou SMAC (Rahman et Dedieu, 1994).
- du *couvert végétal*. Le rayonnement TOC intègre verticalement les contributions de tous les organes végétaux et du sol. Une représentation rigoureuse du champ de rayonnement nécessite une description détaillée de la structure tridimensionnelle du couvert et des propriétés optiques de ses différents organes constitutifs, ainsi que la résolution des différents processus d'extinction, de diffusion et de réflexion, pour un grand nombre de rayons lumineux incidents. Une telle formulation du transfert du flux lumineux est assujettie aux limites des connaissances physiques que l'on a des phénomènes impliqués et aux exigences en ressources informatiques pour une utilisation opérationnelle. D'autres modèles utilisent une description plus statistique de l'architecture végétale et de l'interaction rayonnement-matière. Un nombre limité de variables explicatives permettent alors de rendre compte des variations globales de la réflectance.

2.2.3.1 Modélisation des propriétés optiques des couverts végétaux

La modélisation du champ de rayonnement au sein du couvert va de pair avec la description de son architecture et la prescription des propriétés optiques (réflectance et transmittance) des feuilles qui le composent.

Les différents types de modèles analytiques utilisés en télédétection pour le calcul des propriétés optiques des couverts végétaux ou des feuilles, se distinguent par la manière dont le milieu de propagation est représenté (milieu continu ou discontinu) et par le choix des théories appliquées pour décrire les mécanismes physiques mis en jeu (réflexion, transmission et diffusion du rayonnement électromagnétique).

Le Tableau 2.1 synthétise ces différentes approches selon que les milieux considérés sont homogènes ou hétérogènes. La précision avec laquelle la structure du milieu est décrite, fait que les valeurs de réflectance modélisée seront représentatives ou non de la réalité.

⁹Top Of Atmosphere.

¹⁰Top Of Canopy.

Milieu	Type	Application	
		Feuille	Couvert
homogène	\bar{N} -flux	*	*
	solution intégrale	*	*
hétérogène	géométrique		*
	hybride		*
	lancer de rayon	*	*
	radiosité		*
	stochastique	*	

Table 2.1 – Principaux types de modèles utilisés pour calculer les propriétés optiques des feuilles et des couverts végétaux.

Description de scènes homogènes

Les **modèles de transfert radiatif** représentent le milieu de propagation (feuille ou couvert végétal) comme une superposition de couches horizontales constituées d'éléments diffusants et absorbants distribués aléatoirement (milieu "continu" ou *turbide*). Ces modèles découlent de la théorie du transport (ou théorie du transfert radiatif) qui décrit la propagation des intensités spécifiques du rayonnement à travers un "gaz" de particules distribuées aléatoirement (Chandrasekhar, 1960). Plusieurs méthodes de résolution sont utilisées.

Les **modèles à N -flux** dérivés de la théorie de Kubelka-Munk, consistent à résoudre un système d'équations différentielles régissant le transport des flux lumineux (ascendant, montant, spéculaire, diffus, etc.), en fonction des coefficients d'absorption et de diffusion de la feuille (Allen et Richardson, 1968 ; Fukshansky et al., 1991), ou bien du couvert (Suits, 1972 ; Verhoef, 1984).

Les **plate models**¹¹ représentent la feuille comme un empilement de N couches qui absorbent le rayonnement électromagnétique (Allen et al., 1969 ; Allen et al., 1970), et dont le coefficient d'absorption et l'indice de réfraction sont connus. Le modèle PROSPECT (Jacquemoud et Baret, 1990 ; Jacquemoud et al., 1996) (voir 3.1), largement utilisé en télédétection, calcule les réflectance ρ_l et transmittance τ_l hémisphériques des feuilles dans le domaine optique, à partir des coefficients spécifiques d'absorption et des concentrations en chlorophylle, en matière sèche et en eau, et de la structure anatomique de la feuille.

D'autres modèles découlent directement de l'équation du transfert radiatif, en résolvant analytiquement et/ou numériquement les différents ordres de diffusion. Ces méthodes impliquent la spécification des propriétés optiques et structurales des différents composants du milieu en termes de fonction de phase et de coefficient d'extinction, et celle des conditions aux limites. Dans le cas des couverts végétaux (Ross, 1981 ; Myneni et al., 1989b ; Iaquina et Pinty, 1994 ; Gobron et al., 1997c), la notion de milieu turbide suppose que les organes de la plante autres que les feuilles

¹¹modèles à empilement.

sont ignorés ; ils sont donc plutôt adaptés aux couverts homogènes denses. Ces méthodes sont aussi appliquées pour le calcul de la réflectance et de la transmittance de la feuille (Ma et al., 1990 ; Ganapol et al., 1998).

Description de scènes hétérogènes

Les **modèles géométriques** représentent le couvert végétal par des éléments géométriques simples, dont la distribution spatiale et les propriétés optiques sont connues (Otterman et Weiss, 1984 ; Li et Strahler, 1985 ; Strahler et Jupp, 1990 ; Chen et Leblanc, 1997). Les lois de l'optique géométrique sont utilisées pour définir les régions d'ombre et d'éclairement du couvert, et ainsi en déterminer la réflectance. Ces modèles simulent correctement la réflectance dans le cas de cultures largement espacées où les diffusions multiples entre les éléments du couvert peuvent être négligées.

Les **modèles hybrides** sont une combinaison des modèles géométriques et de transfert radiatif (Kimes et Krichner, 1982). Pour certains, comme le modèle DART (Gastellu-Etchegorry et al., 1996), la scène est discrétisée en cellules cubiques, dont les propriétés optiques, l'orientation et la densité de surfaces foliaires sont connues. Ces modèles sont gourmands en temps de calcul puisqu'ils se basent sur une description détaillée du couvert. Ils sont particulièrement bien adaptés à la représentation de forêts ou de couverts épars, où l'influence du sol n'est pas négligeable.

Les **modèles de radiosité** décrivent la diffusion de la lumière entre des surfaces isotropes ou non (Borel et al., 1991 ; Chelle et Andrieu, 1999). Ils sont basés sur la définition des facteurs de forme entre les différentes surfaces constitutives du couvert. Ceux-ci caractérisent la proportion d'énergie lumineuse échangée entre deux éléments distincts du milieu. Cette description est coûteuse en temps de calcul. En revanche, une fois tous les facteurs de forme connus, la simulation du transfert radiatif au sein du milieu est rapide, quelle que soit la longueur d'onde ou la géométrie d'illumination et d'éclairement.

Les **modèles de lancer de rayons** sont les plus précis mais aussi les plus consommateurs en puissance et en temps de calcul. Une maquette de la scène est d'abord réalisée, telle qu'à chaque élément - feuilles, branches, etc., dans le cas d'un couvert ; cellules du parenchyme, de l'épiderme, etc., dans le cas d'une feuille - est associé un objet plus ou moins complexe dont la position, l'orientation et les propriétés optiques sont bien déterminées.

La diffusion au sein du milieu est simulée en suivant la trajectoire de nombreux photons, en considérant l'ensemble des directions de diffusion possibles ou bien en choisissant de manière aléatoire une direction de propagation, compte tenu de la probabilité associée à chaque direction de diffusion (méthode de Monte-Carlo). Les photons peuvent être réfléchis, réfractés ou diffusés, ou bien encore absorbés ou transmis, en fonction des propriétés

optiques des éléments de la scène.

Appliqués au niveau du couvert, ces modèles permettent en général de prédire à la fois le régime radiatif et la fonction de réflectance bidirectionnelle pour des milieux tridimensionnels quelconques (Govaerts et Verstraete, 1998). Au niveau de la feuille, la description détaillée de l'organisation cellulaire se fait typiquement en deux dimensions (Allen et al., 1973 ; Kumar et Silva, 1973 ; Brakke et Smith, 1987 ; Baranoski et Rokne, 1997) ou trois (Govaerts et al., 1996).

Les **modèles stochastiques** (Tucker et Garratt, 1977 ; Maier, 2000) résolvent le transfert radiatif au sein de la feuille en déterminant les probabilités pour un photon d'être absorbé ou diffusé par les différents types de tissus constitutifs de la feuille (épiderme supérieur, parenchyme palissadique, mésophylle spongieux, épiderme inférieur) selon un processus de chaîne de Markov.

2.2.3.2 Mode direct - Mode inverse

Les valeurs de réflectance mesurées au sommet d'un couvert végétal, traduisent l'interaction entre le rayonnement lumineux incident et les éléments constitutifs de ce couvert.

Résoudre le *problème direct* consiste à identifier les phénomènes physiques mis en jeu, ou, plus concrètement, à établir un *modèle paramétrique* permettant d'expliquer les observations et d'en prévoir d'autres. Un modèle physique de réflectance, qui décrit le transport des flux lumineux dans le milieu (feuille, couvert) par une fonction mathématique de paramètres explicatifs, répond donc à ce problème. Bien souvent, les variables environnementales caractérisant l'état des écosystèmes (*fAPAR* ou *fCover*¹²) sont des combinaisons de variables primaires (comme l'indice de surface foliaire *LAI* et la concentration en chlorophylle *C_{ab}* des feuilles) de ces modèles, variables explicatives de la réflectance au sommet du couvert végétal (Weiss et al., 2000) (Figure 2.8). Ces variables environnementales d'intérêt peuvent être ensuite assimilées dans des modèles de fonctionnement - GCM¹³ ou SVAT¹⁴ (Demarty et al., 2001) par exemple - ou de croissance (Moulin et al., 1998 ; Weiss et al., 2001b).

L'utilisation en *mode direct* d'un modèle de réflectance consiste à fixer les valeurs de ses variables d'entrée afin de calculer la réflectance TOC, pour une géométrie d'illumination et des configurations spectrale et directionnelle d'observation données.

De façon générale, résoudre le *problème inverse* consiste à estimer le jeu optimum des variables $\Theta^* = (\vartheta^{i*}, \dots, \vartheta^{N*})$ qui minimise (Stéphan, 1996 ; Combal, 1999 ; Combal et al., 2002) :

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^M v_i \left[(\tilde{\rho}_i(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda) - \rho_i(\Theta|\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda))^2 \right] + \sum_{i=1}^N w_i \left[(\vartheta_0^i - \vartheta^i)^2 \right] \quad (2.1)$$

¹²pourcentage de couverture végétale sur le sol, pour une visée au nadir.

¹³Global Circulation Models.

¹⁴Soil Vegetation Atmosphere Transfer.

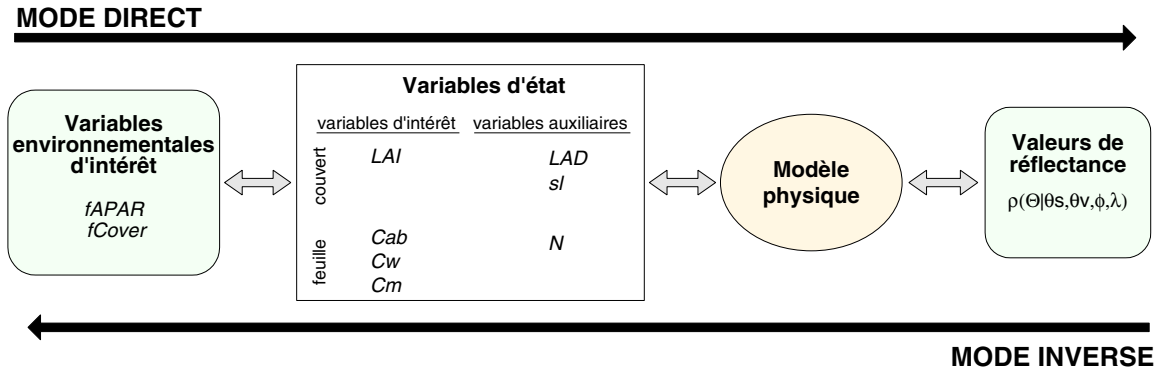


Figure 2.8 – Fonctionnement d'un modèle physique de réflectance en mode direct (pronostic) et en mode inverse (diagnostic).

La fonction coût (ou *fonction de mérite*) χ^2 caractérise l'écart, d'une part, entre l'ensemble des M réflectances mesurées $\tilde{\rho}_i(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$ et simulées $\rho_i(\Theta|\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$, et, d'autre part, entre le jeu des N variables ϑ^i et leur valeur *a priori* ϑ_0^i . Les termes pondérateurs v_i et w_i peuvent être introduit pour prendre en compte les erreurs de mesure ou pour favoriser les configurations les plus informatives pour restituer une variable particulière. Cette expression de la fonction de mérite résulte de la formulation bayésienne du problème inverse et reste peu utilisée comme telle en télédétection. La plupart des études portent en effet sur la minimisation d'un seul des deux termes de droite : minimisation des données radiométriques et minimisation des variables.

2.2.3.3 Minimisation dans l'espace des données radiométriques

La méthode d'inversion par optimisation itérative et les tables de correspondance¹⁵ consistent en une minimisation de la fonction de mérite :

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^M v_i \left[(\tilde{\rho}_i(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda) - \rho_i(\Theta|\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda))^2 \right] \quad (2.2)$$

Dans ce contexte, on dira qu'un modèle est *strictement inversible*, d'un point de vue purement théorique, si la relation F (le plus souvent non linéaire), qui relie le jeu de variables primaires Θ et la géométrie d'observation pour expliquer la réflectance, est telle que :

$$\rho = F(\Theta|\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda) \quad (2.3)$$

$$\Theta = F^{-1}(\rho|\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda) \quad (2.4)$$

Démontrer rigoureusement l'inversibilité mathématique d'un modèle est une tâche difficile. Pratiquement, on l'estime en inversant ce modèle sur un jeu de données qu'il a lui-même simulé (équivalent à des mesures non bruitées) (Goel, 1989).

¹⁵ou encore Look-Up Tables (LUT)

Du fait de l'inadéquation¹⁶ des modèles analytiques vis-à-vis des mesures de réflectance et du bruit instrumental, le jeu de variables recherché est estimé à une erreur résiduelle ε près, que l'on souhaite la plus petite possible :

$$\hat{\Theta} = F^{-1}(\tilde{\rho}|\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda) + \varepsilon \quad (2.5)$$

2.2.3.3.1 Inversion par optimisation itérative

Cette approche est la plus anciennement utilisée en télédétection pour l'inversion de modèles de réflectance.

Elle consiste à déterminer itérativement le jeu de variables $\hat{\Theta}$ qui minimise la fonction de mérite χ^2 . Pour chaque estimation de $\hat{\Theta}$, χ^2 doit être recalculée pour déterminer *in fine* le jeu de réflectances le plus proche de celles mesurées. Ces itérations limitent l'utilisation de modèles trop complexes, qui requièrent d'importantes ressources en temps de calcul. De plus, en fonction de l'algorithme d'optimisation implémenté (quasi-Newton, simplex ou autre), la solution peut converger vers un minimum local plutôt que vers le minimum global de l'espace décrit par χ^2 .

Cette approche sera plus amplement développée en §2.3.2.

2.2.3.3.2 Tables de correspondance

Le modèle est d'abord utilisé pour générer un ensemble de réalisations de réflectances, dans les configurations de mesures *ad hoc* de l'instrument, déterminées par une distribution de jeux de variables Θ et correspondant à la plus grande variété possible de couverts végétaux rencontrés dans la nature.

L'algorithme consiste alors à déterminer dans cet espace les réflectances simulées les plus proches de celles mesurées. Elles correspondent alors à l'ensemble des variables solutions que l'on recherche.

Contrairement à la méthode précédente, l'approche par tables de correspondance est une approche discrète puisque le minimum global est déterminé sur un espace discret de réflectances simulées. L'échantillonnage de l'espace des réalisations est donc un point crucial (Weiss et al., 2000).

Différents algorithmes basés sur les tables de correspondance ont été développés pour estimer le *LAI* et/ou *fAPAR* pour les instruments AVHRR (Gobron et al., 1997b), MODIS et MISR (Knyazikhin et al., 1998) ou POLDER (Zhang et al., 2000), ainsi que *Cab* et *fCover* à partir des données d'instruments multicanaux et/ou multidirectionnels (Weiss et al., 2000).

2.2.3.4 Minimisation dans l'espace des variables

Dans la grande majorité des études portant sur la détermination des caractéristiques des surfaces végétales, la résolution du problème inverse par l'approche neuronale consiste à relier

¹⁶l'adéquation d'un modèle caractérise le fait que celui-ci explique bien les variations de réflectance observées et observables.

un ensemble de variables d'entrée, correspondant aux valeurs du signal mesuré (optique ou radar), et une ou plusieurs variables de sortie (les variables biophysiques), par l'intermédiaire de processeurs élémentaires non-linéaires, les neurones (Kimes et al., 1998 ; Kimes et al., 2000).

Le réseau est composé d'un ensemble de neurones organisés en couches successives. Chaque neurone d'une couche donnée est relié à tous les neurones de la couche précédente ainsi qu'à tous ceux de la couche successive. Il est caractérisé par son état S (ou sortie), sa fonction d'activation F qui lui permet de changer d'état, un biais b et ses connexions avec d'autres neurones. Les connexions ont un sens et à chacune est associé un poids de connexion w_i . L'activité A_i d'un neurone i dépend des n signaux qu'il reçoit en entrée, des poids associés et du biais : $A_i = \sum_{j=1}^n w_j S_j + b$; son état est fonction de son activité : $S_i = F(A_i) = F(\sum_{j=1}^n w_j S_j + b)$. Les poids et les biais associés à chaque neurone sont uniques et doivent être appris (optimisés) par le réseau (Kimes et al., 1998).

Le réseau de neurones est caractérisé par son architecture et sa règle d'apprentissage. L'architecture décrit le nombre de couches constitutives du réseau, le nombre de neurones pour chacune des couches (pour la première, il correspond au nombre d'entrées ; pour la dernière, au nombre de sorties), ainsi que la fonction d'activation appliquée (Weiss, 1998). La fonction d'activation la plus couramment utilisée est la fonction sigmoïde, qui permet d'introduire la non-linéarité (c'est une fonction continue, différentiable et bornée, qui permet en outre une continuité des valeurs des états).

La règle d'apprentissage consiste à présenter des exemples en entrée du réseau (des valeurs de réflectances simulées), et à calculer les sorties afin qu'elles correspondent à celles désirées (c'est à dire les jeux de variables biophysiques qui ont été fixés pour la simulation des réflectances fournies en entrée).

La phase d'apprentissage est longue à mettre en œuvre puisqu'elle consiste à optimiser le poids et le biais de chaque neurone par l'utilisation de méthodes itératives. En revanche, le calcul des sorties lors d'une utilisation opérationnelle est quasiment instantané. De même que pour la méthode des tables de correspondance, la manière dont est échantillonnée la base d'apprentissage détermine les performances du réseau (Weiss et Baret, 1999). Alors que cette dernière méthode ne peut fournir une estimation des variables biophysiques que pour des valeurs discrètes, la méthode neuronale permet l'interpolation des solutions dans la base d'apprentissage.

Les méthodes neuronales ont déjà montré leurs performances pour restituer des caractéristiques foliaires : teneur en eau et taille des feuilles (Chuah, 1993), concentrations en eau et en matière sèche (Fourty et Baret, 1997), ou architecturales : hauteur du couvert et densité foliaire (Pierce et al., 1994), biomasse et nombre d'arbres (Kimes et al., 1997), $fCover$ (Baret et al., 1995), LAI (Smith, 1993 ; Weiss et al., 2001a) ou bien encore Cab et $fAPAR$ (Weiss et Baret, 1999), à partir de données radar ou optiques.

2.2.3.5 Comparaison des méthodes d'inversion

Outre leurs performances d'estimation, les trois méthodologies précédentes présentent des caractéristiques différentes.

On l'a vu précédemment, les réseaux de neurones et les tables de correspondance nécessitent l'élaboration d'une table d'apprentissage rassemblant la plus grande diversité possible des couverts végétaux susceptibles d'être rencontrés en phase d'application. Le modèle de réflectance n'est donc utilisé que lors de cette étape préliminaire. La table d'apprentissage doit de plus être adaptée aux géométries d'illumination et de visée des observations. Au contraire, l'algorithme de minimisation par méthode itérative ne fait appel au modèle que lors de l'inversion proprement dite et la méthode peut gérer n'importe quelle géométrie de mesure. Le nombre d'appels étant relativement important, les coûts en temps de calcul sont aussi plus importants.

L'inversion par méthode itérative ou par tables de correspondance consiste à minimiser une distance dans l'espace des données radiométriques. Lorsque le minimum est atteint, l'ensemble des variables primaires du modèle laissées libres est alors déterminé. Ces approches sont dites "multivariées". Le nombre de variables qui peuvent être estimées par un réseau de neurones est quant à lui déterminé par la structure du réseau, et plus particulièrement par le nombre de ses sorties. Selon que l'on s'intéresse à l'estimation d'un ensemble de variables ou d'une variable en particulier, la structure du réseau devra être redéfinie et un nouvel apprentissage réalisé. La "souplesse" d'utilisation est donc moins importante que pour les deux méthodes précédentes.

Enfin, les tables de correspondance et plus particulièrement les réseaux de neurones peuvent aussi bien être calibrés sur des variables primaires que sur des variables secondaires.

2.3 Formalisme de l'estimation non linéaire

Le modèle de réflectance étant une fonction non linéaire de ses variables d'entrée, la résolution du problème inverse (équation (2.2)) se ramène donc à un *problème d'estimation non linéaire*.

L'application opérationnelle de l'inversion itérative, outre les contraintes liées aux ressources informatiques, soulève encore à l'heure actuelle un certain nombre de problèmes liés (d'après Myneni et al., 1995) :

1. *au choix de la fonction coût à minimiser*. Laquelle adopter en fonction de ses propriétés mathématiques ?
2. *au choix de la méthode d'optimisation*. Celles rencontrées dans la littérature, approches déterministes ou statistiques, cherchent à converger le plus rapidement possible vers le minimum (global) de l'hypersurface décrite par la fonction de mérite. Pourtant, selon la forme de cette fonction (qui renvoie au point précédent), certains algorithmes seront plus aptes à éviter les minima locaux.
3. *au choix et à la qualité de l'information radiométrique* (directionnelle et/ou spectrale) à partir de laquelle l'estimation sera effectuée. Existe-t-il des configurations géométriques et

spectrales privilégiées qui permettent une meilleure restitution des variables biophysiques ?
A partir de quel rapport signal / bruit seuil l'estimation n'est plus fiable ?

4. *au nombre de variables à estimer* simultanément et à la meilleure combinaison de celles-ci.
5. *à la définition de ce qu'est une inversion "réussie"*. De manière formelle, elle l'est lorsque les réflectances simulées à partir des variables estimées sont les plus proches possibles de celles mesurées. On traduit d'ailleurs le plus souvent la qualité d'une inversion par l'*erreur quadratique moyenne* (ou RMSE¹⁷) entre mesures et simulations. Pourtant, cela n'implique pas nécessairement que les variables ont été correctement restituées (*i.e.* que leur valeur est la plus proche possible de la réalité).

On tâchera par la suite de répondre à ces questions.

2.3.1 Fonctionnelles d'erreur et estimateurs des variables du modèle

Le problème consiste à déterminer les N variables explicatives $\hat{\Theta}$ d'un modèle, à partir d'un ensemble de M observations, telles qu'elles minimisent l'écart entre l'espace des réflectances mesurées $\tilde{\rho}(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$ et celui des réflectances simulées $\underline{\rho}(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$ (§2.2.3) :

$$|\tilde{\rho}(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda) - \underline{\rho}(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)| \leq \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \varepsilon \quad (2.6)$$

où ε traduit l'écart d'adéquation entre le modèle ajusté et les mesures.

Du fait de la présence d'erreurs aléatoires dans les mesures et du nombre limité d'observations, les variables ne peuvent être déterminées exactement. On cherche donc plutôt à déterminer leurs valeurs les *plus probables*.

2.3.1.1 Maximum de vraisemblance

Considérons que l'échantillon des M observations provienne d'une distribution "parent" définie par ses variables $\Theta_0 = (\vartheta_0^1, \dots, \vartheta_0^N)$ appartenant à un compact ouvert¹⁸ D de \mathfrak{R}^N . Elle détermine la probabilité de faire une observation de réflectance $\tilde{\rho}_0$ donnée à partir d'une seule mesure, pour les configurations $\Psi = (\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$:

$$\tilde{\rho}_0(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda) = F(\Theta_0 | \Psi) \quad (2.7)$$

Dans l'hypothèse où chaque mesure de réflectance $\tilde{\rho}_i$ suit elle-même une *loi de distribution Gaussienne*, la probabilité d'obtention du jeu observé des M mesures de réflectance est le produit des probabilités Pr_i de faire chaque mesure $\tilde{\rho}_i$ avec un écart-type $\tilde{\sigma}_i$ autour de la valeur moyenne $\overline{\rho}_0(\theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i)$ (Bevington et Robinson, 1992) :

$$Pr(\Theta_0) = \prod_{i=1}^M P_i = \prod_{i=1}^M \frac{1}{\tilde{\sigma}_i \sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{\tilde{\rho}_i - \overline{\rho}_0(\theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i)}{\tilde{\sigma}_i} \right]^2 \right\} \quad (2.8)$$

¹⁷Root Mean Square Error.

¹⁸pour tout a , $a=1, \dots, N$, il existe deux nombres finis t_a et u_a tels que $t_a \leq \Theta_a^0 \leq u_a$.

De même, pour toute estimation des valeurs des variables $(\vartheta_1, \dots, \vartheta_N)$, la probabilité d'obtenir le jeu de mesures observé s'exprime par :

$$Pr(\vartheta_1, \dots, \vartheta_N) = \prod_{i=1}^M \frac{1}{\tilde{\sigma}_i \sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{\tilde{\rho}_i - \rho(\theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i)}{\tilde{\sigma}_i} \right]^2 \right\} \quad (2.9)$$

où $\rho(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$ est déterminé par le modèle $\rho = F(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$ et évalué pour chaque jeu de valeurs $(\theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i)$.

La probabilité est plus importante que le jeu de mesures observées provienne de la distribution parent (2.7) que de toute autre distribution, de variables différentes. La probabilité (2.8) correspond donc au maximum accessible par (2.9).

L'estimation du *maximum de vraisemblance*, pour $(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N)$ à déterminer, est donc le jeu de variables qui maximise la probabilité (2.9). Le rendre maximum par rapport à $(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N)$ revient alors à chercher le minimum de la *fonctionnelle d'erreur* (ou *fonction de mérite*) χ^2 définie par :

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^M \left\{ \left[\frac{\tilde{\rho}_i - \rho(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i)}{\tilde{\sigma}_i} \right]^2 \right\} \quad (2.10)$$

où $\rho(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i)$ désigne ici à la fois le modèle et la réflectance évaluée pour $(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N)$, dans les configurations $(\theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i)$. L'estimateur du maximum de vraisemblance $\widehat{\Theta}_{mv}$ associé est :

$$\widehat{\Theta}_{mv} = \min \sum_{i=1}^M \left\{ \left[\frac{\tilde{\rho}_i - \rho(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i)}{\tilde{\sigma}_i} \right]^2 \right\} \quad (2.11)$$

A ce stade, rappelons les hypothèses sous-jacentes à l'utilisation de cet estimateur (Huet et al., 1992) :

1. les "vraies" valeurs Θ_0 des variables appartiennent à un compact ouvert D de \mathfrak{R}^N ,
2. la fonction (*modèle*) $\rho(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$ est continue sur \mathfrak{R}^N et deux fois dérivable par rapport à Θ , pour tout point Θ de D ,
3. $\lim_{M \rightarrow \infty} \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left[\rho(\Theta_0 | \Psi_i) - \rho(\widehat{\Theta}_{mv} | \Psi_i) \right]^2$ existe pour tout couple de points Θ^0 et $\widehat{\Theta}_{mv} \in D$, et vaut 0 si et seulement si $\Theta^0 = \widehat{\Theta}$,
4. pour tout couple i, j variant de $1, \dots, N$ $\lim_{M \rightarrow \infty} \frac{1}{M} \sum_{k=1}^N \frac{\partial \rho(\Theta_0 | \Psi_k)}{\partial \vartheta_i} \frac{\partial \rho(\Theta_0 | \Psi_k)}{\partial \vartheta_j}$ existe et la matrice Γ_{Θ_0} formée de ces éléments est inversible (*remarque* : cette condition traduit l'existence et l'inversibilité de l'approximation Γ_{Θ_0} de la matrice Hessienne de χ^2 dans l'approximation Gaussienne).

La *consistance* de cet estimateur est *forte* : $\lim_{M \rightarrow \infty} \widehat{\Theta}_{mv} = \Theta_0$; elle indique sa capacité à converger vers le minimum unique de χ^2 à l'infini. L'estimateur du maximum de vraisemblance possède en outre, pour un grand nombre d'observations (limite asymptotique), les propriétés de

normalité et d'*efficacité asymptotiques* (Huet et al., 1992). Celles-ci assurent que l'estimateur engendre la dispersion la plus faible possible autour de la valeur vraie des variables (Maggion, 1995).

Le cadre de l'utilisation de cet estimateur est toutefois restrictif dans la mesure où il suppose la connaissance des erreurs de mesure, indépendantes et identiquement distribuées selon une loi gaussienne centrée, de variance constante et finie. Dans la plupart des cas, si l'hypothèse gaussienne est admissible, celle d'équidistribution des erreurs est abusive (dans la pratique, la variabilité des mesures augmente avec leur valeur moyenne). On s'oriente donc vers d'autres estimateurs.

2.3.1.2 Moindres carrés

Contrairement à l'estimateur du maximum de vraisemblance, l'estimateur des moindres carrés ne nécessite pas la connaissance *a priori* de la loi de distribution des erreurs de mesure. La fonction de mérite à minimiser est alors :

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^M \left\{ \left[\tilde{\rho}_i - \rho(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i) \right]^2 \right\} \quad (2.12)$$

Le problème revient à chercher l'ensemble des points qui minimise la distance euclidienne entre les vecteurs $\underline{\tilde{\rho}}(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$ et $\underline{\rho}(\Theta | \theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$. Le jeu de variables $\widehat{\Theta} = (\widehat{\vartheta}^1, \dots, \widehat{\vartheta}^N)$ qui minimise cette fonction est l'*estimateur des moindres carrés*. On peut alors définir l'estimateur de la variance empirique de l'erreur (*a posteriori*) sur les données par :

$$\widehat{\sigma}^2 = \frac{1}{M} \sum \left[\tilde{\rho}_i - \rho(\widehat{\vartheta}^1, \dots, \widehat{\vartheta}^N | \theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i) \right]^2 \quad (2.13)$$

L'estimateur des moindres carrés $\widehat{\Theta}$ est consistant, que les erreurs soient équidistribuées ou non. En revanche, il n'est en général pas efficace, à moins que les erreurs ne soient gaussiennes (l'estimateur des moindres carrés étant alors équivalent au maximum de vraisemblance), n'utilisant pas l'information sur la variance des erreurs.

2.3.1.3 Moindres carrés pondérés

Lorsque la loi de distribution des erreurs est inconnue, l'estimateur des moindres carrés peut être modifié afin de prendre en compte une variance hétérogène des erreurs qui varie en fonction des observations (Huet et al., 1992). L'estimateur des moindres carrés pondérés est, *stricto sensu*, fonction d'un terme pondérateur $v_i(\Psi_i; \Theta)$ proportionnel à $\tilde{\sigma}_i^2$. Cette modélisation indique que la variance des erreurs dépend à la fois des variables du modèle (que l'on cherche à estimer) et des configurations d'observation :

$$\widehat{\Theta} = \min \sum_{i=1}^M \left\{ \frac{\left[\tilde{\rho}_i - \rho(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i) \right]^2}{v_i(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i)} \right\} \quad (2.14)$$

Cet estimateur n'est généralement pas consistant, à moins que la variance de l'erreur ne soit connue (à une constante multiplicative près) et en particulier si $v_i(\Psi_i; \Theta_i) \equiv v_i(\Psi_i)$.

2.3.1.4 Choix des estimateurs

L'application rigoureuse des estimateurs décrits précédemment à des données de télédétection peut se révéler délicate puisque toutes les hypothèses sous-jacentes ne sont pas vérifiées. Dans la pratique, on suppose donc simplement une distribution gaussienne centrée des erreurs de mesure pour pouvoir appliquer la méthode des moindres carrés ou celle des moindres carrés pondérés.

D'une manière plus générale, on peut décrire la forme de la distribution des données expérimentales en utilisant une *loi gaussienne* d'ordre p (Tarantola, 1987). L'expression de la fonctionnelle d'erreur dans une norme L_p (pondérée) est :

$$\chi_p^2 = \sum_{i=1}^M \left[\frac{|\tilde{\rho}_i - \rho(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i)|^p}{w_i^p} \right] \quad (2.15)$$

On le voit, l'estimateur du maximum de vraisemblance correspond à l'estimateur de la norme L_2 pour lequel les termes pondérateurs correspondent aux écarts-types des erreurs de mesure (gaussiennes). Les estimateurs décrits précédemment correspondent tous à la norme L_2 , qui reste la plus utilisée pour ses propriétés mathématiques. Typiquement, plus la norme est de rang élevée, plus les données pour lesquelles l'erreur est grande sont prises en compte (Stéphan, 1996).

On retiendra que la recherche du minimum

$$\widehat{\Theta}^* = \min_{\vartheta^1, \dots, \vartheta^N} \chi^2(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s; \theta_v; \phi; \lambda) \quad (2.16)$$

de la fonction de mérite suppose qu'une des hypothèses *minimales* suivante, pour un problème sans contrainte, soit vérifiée (Press et al., 1992 ; Cherruault, 1999) :

1. la fonction $\chi^2(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$ est continue sur \mathfrak{R}^N et le minimum est recherché sur un compact ouvert D de \mathfrak{R}^N ,
2. la fonction $\chi^2(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$ est continue sur \mathfrak{R}^N et vérifie la *condition de croissance à l'infini* suivante :

$$\lim_{\vartheta^{1^2} + \dots + \vartheta^{N^2} \rightarrow \infty} \chi^2(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N | \theta_s; \theta_v; \phi; \lambda) = +\infty \quad (2.17)$$

qui implique que les minima de χ^2 sont atteints à une distance finie et qu'ils sont dans un compact de \mathfrak{R}^N .

3. le gradient $\vec{\nabla} \chi^2$ de χ^2 , vecteur défini par $\left(\frac{\partial \chi^2}{\partial \vartheta^1}, \dots, \frac{\partial \chi^2}{\partial \vartheta^N} \right)$, est tel qu'en $\widehat{\Theta}^*$: $\left\| \vec{\nabla} \chi^2 \right\| = 0$,

Investigateur	Fonction de mérite
Goel et Thompson, 1984a Pinty et al., 1989 Privette et al., 1996a Braswell et al., 1996 Solheim et al., 2000 Jacquemoud et al., 2000	$\chi^2 \equiv \sum [\tilde{\rho}(\Psi) - \hat{\rho}(\Theta \Psi)]^2$
Nilson et Kuusk, 1989 Kuusk, 1995b Bicheron et Leroy, 1999	$\chi^2 \equiv \sum \frac{[\tilde{\rho}(\Psi) - \hat{\rho}(\Theta \Psi)]^2}{\tilde{\rho}(\Psi)}$
Weiss et al., 2000	$\chi^2 \equiv \sum \sqrt{\left[\frac{\tilde{\rho}(\Psi) - \hat{\rho}(\Theta \Psi)}{\tilde{\rho}(\Psi)} \right]^2}$
Gao et Lesht, 1997	$\chi^2 \equiv \sum \frac{\tilde{\rho}(\Psi) - \hat{\rho}(\Theta \Psi)}{\tilde{\rho}(\Psi)}$
Qiu et al., 1998	$\chi^2 \equiv \sum \left \frac{\tilde{\rho}(\Psi) - \hat{\rho}(\Theta \Psi)}{\tilde{\rho}(\Psi)} \right $
Gobron et al., 1997a	$\chi^2 \equiv \sum \left[\frac{\tilde{\rho}(\Psi) - \hat{\rho}(\Theta \Psi)}{\tilde{\rho}(\Psi) + \hat{\rho}(\Theta \Psi)} \right]^2$

Table 2.2 – Exemples de fonctionnelles d'erreur entre réflectances mesurées $\tilde{\rho}(\Psi)$ et ajustées $\hat{\rho}(\Theta|\Psi)$ rencontrées dans la littérature, pour la configuration de mesure Ψ et le jeu de variables à estimer Θ .

4. la matrice Hessienne \underline{H} de χ^2 est définie positive et symétrique en $\widehat{\Theta}^*$. Pour tout couple de point (i, j) , $H|_{i,j} = \frac{\partial^2 \chi^2}{\partial \theta^i \partial \theta^j} \Big|_{\widehat{\Theta}^*}$.

La condition de croissance à l'infini est vérifiée pour les fonctionnelles d'erreur de forme quadratique (norme L_2) qui sont les plus utilisées pour le traitement des données de télédétection, comme le montre le Tableau 2.2. Les fonctionnelles d'erreur d'ordre 1 par rapport à la différence entre réflectances mesurées et ajustées (Gao et Lesht, 1997) peuvent quant à elles poser des problèmes de convergence. L'utilisation de valeurs absolues (Qiu et al., 1998), si elles peuvent contrarier la condition de continuité, sont plutôt adaptées aux problèmes pour lesquels on souhaite s'affranchir de données aberrantes.

2.3.2 Algorithmes en optimisation non linéaire

Les modèles physiques de réflectance étant des fonctions non linéaires de leurs variables, le problème de la résolution des N équations couplées aux dérivées partielles sur le gradient (point 3.) est plus complexe que celui de départ (2.16). En conséquence, la recherche du minimum de l'hypersurface à M -dimensions décrite par la fonction χ^2 ne peut être résolue que par l'utilisation de méthodes numériques itératives.

Parmi les méthodes d'optimisation les plus couramment utilisées, on distingue celles de type *déterministe* et celles de type *stochastique*.

2.3.2.1 Méthodes déterministes

Méthodes du gradient¹⁹

Elles consistent à explorer l'espace de chaque variable *simultanément* selon la direction du gradient de χ^2 . Le gradient $\vec{\nabla}\chi^2$ pointe dans la direction \vec{d} pour laquelle la variation de χ^2 est la plus importante. Ainsi, à partir d'un point initial $\vec{\Theta}_{k=0} \in \mathfrak{R}^N$, le plus souvent choisi arbitrairement, le vecteur des variables à estimer $\vec{\Theta}_{k+1}$ est défini selon la formule récurrente :

$$\vec{\Theta}_{k+1} = \vec{\Theta}_k - \lambda_k \vec{\nabla}\chi_k^2 \quad (2.18)$$

où $\lambda_k \in \mathfrak{R}$ détermine le pas de variation de chaque variable, afin que : $\chi_{k+1}^2 \leq \chi_k^2$.

Parmi ces méthodes, la plus couramment utilisée pour traiter les données de télédétection est celle du **quasi-Newton** qui repose sur l'approximation quadratique de la fonctionnelle d'erreur le long de \vec{d} :

$$\chi^2(\vec{\Theta}_k + \vec{d}) \simeq \chi_k^2 + \vec{\nabla}\chi_k^2 \cdot \vec{d} + \frac{1}{2} \vec{d} \cdot H_k \cdot \vec{d} \quad (2.19)$$

Si le vecteur $\vec{\Theta}_k$ correspond à un minimum, alors on a : $H_k \cdot \vec{d} = -\vec{\nabla}\chi_k^2$. L'information contenue dans $\vec{\nabla}\chi^2$ sert à la fois à déterminer la direction de descente et à vérifier l'optimalité de la solution trouvée.

La matrice Hessienne est calculée de manière itérative à partir des valeurs précédemment calculées de la fonction de mérite et de son gradient (qui peut être déterminé analytiquement ou évalué numériquement selon l'algorithme utilisé). L'implémentation de la méthode de quasi-Newton suppose donc que χ^2 soit simplement continûment différentiable sur un ouvert convexe $D \subset \mathfrak{R}^N$ (Maggion, 1995).

Méthode d'exploration géométrique : le simplexe

La méthode du simplexe (Nelder et Mead, 1965) ne nécessite que l'évaluation de la fonction à minimiser, et non celle de ses dérivées comme cela peut être le cas pour certaines méthodes du gradient.

Un *simplexe* est en effet une figure géométrique à $N+1$ sommets (N étant le nombre de variables à estimer) qui explore l'hypersurface décrite par la fonction de mérite. A chaque étape du processus, le sommet du *simplexe* pour lequel la valeur de χ^2 est maximale est remplacé par un nouveau point dans l'espace des variables. La figure géométrique peut ainsi subir des transformations de *réflexion*, *contraction* ou d'*expansion* afin que le minimum recherché soit le barycentre de ses $N+1$ sommets.

¹⁹gradient-search method.

Investigateur	Modèle	Méthode	Information	Type de végétation	Variables estimées	Validation
Goel et Thompson, 1984c	SAIL	gradient	<i>in situ</i> ¹	Soja	LAI, LAD	LAI, LAD
Jacquemoud et al., 1995a	PROSPECT + SAIL	quasi-Newton	TM ² et AVIRIS ³ équivalent	Betterave à sucre	LAI, LAD (ellipsoïdale), s_t, N, C_{ab}, C_w	LAI, C_{ab}, C_w
Braswell et al., 1996	SAIL-2	quasi-Newton	AVHRR	Prairie, Savanne, Forêt	$Plant Area Index, Fraction de tiges, \rho_{f+tiges}$	LAI
Iaquinta et al., 1997	IAPI	quasi-Newton	<i>in situ</i> PARABOLA ⁴	Prairies	LAI, LAD (Beta), s_t, ρ_f, τ_f	LAI, LAD (Beta), ρ_f, τ_f
Jacquemoud et al., 2000	PROSAIL PROKUUSK PROSIAPI PRONADI	quasi-Newton	<i>in situ</i> CASI ⁵	Blé et Soja	LAI, LAD, N, C_{ab}, C_m	LAI, C_{ab}

¹données directionnelles dans le proche infrarouge ;

²TM : visée nadir ; 6 bandes spectrales (4 dans le visible, 2 dans le moyen infrarouge) ;

³AVIRIS : visée nadir ; 224 bandes spectrales du visible au moyen infrarouge ;

⁴PARABOLA (Deering et Leone, 1986) : données directionnelles ; bandes spectrales utilisées séparément (Rouge ; PIR ; MIR) ;

⁵CASI : visée nadir ; 10 bandes spectrales de 430 à 880 nm.

Table 2.3 – Exemples d'applications de l'inversion de modèles physiques de réflectance pour l'estimation de variables biophysiques au niveau du couvert. Méthodes du gradient et du quasi-Newton.

Les Tableaux 2.3 et 2.4 présentent quelques exemples d'utilisation des méthodes du simplex ou du quasi-Newton pour l'estimation de variables biophysiques à partir de mesures radiométriques effectuées au niveau du couvert et/ou de la feuille.

2.3.2.2 Méthode du recuit simulé

La méthode du *recuit simulé* est une version améliorée des méthodes d'optimisation de type Monte-Carlo (Kirkpatrick et al., 1983). La recherche du minimum (global) de la fonctionnelle d'erreur de N variables est effectuée de manière *aléatoire*.

Les principes de cette technique s'inspirent du processus de recuit utilisé en métallurgie. Le recuit désigne un procédé qui amène un métal à une température très élevée, à laquelle les particules en phase liquide s'organisent de façon aléatoire. Le métal est ensuite lentement refroidi. Ses particules finissent par se réarranger dans un état d'énergie métastable dans lequel le métal est figé. Plus la température initiale est élevée et plus le refroidissement est lent, plus le niveau d'énergie atteint est bas. Le métal peut ensuite être réchauffé (c'est le recuit proprement dit) pour être retravaillé.

Investigateur	Modèle	Information	Type de végétation	Variables estimées	Validation
Kuusk, 1991b	Nilson-Kuusk	<i>in situ</i> ¹	Orge et Trèfle	LAI , LAD (elliptique), ρ_{soil} , ω_f	LAI , LAD , ω_f
Myneni et al., 1995	Shultis-Myneni	<i>in situ</i> ²	Soja	LAI , LAD (Beta), ρ_f , τ_f , ρ_{soil}	LAI , LAD (Beta), ρ_f , τ_f , ρ_{soil}
Privette et al., 1996b	DISORD	<i>in situ</i> MMR ³	Prairies	LAI , LAD (Beta), ρ_f , τ_f , ρ_{soil}	LAI
Privette et al., 1996a	DISORD + SOILSPECT	AHVRR ⁴	Prairies	LAI , ω_f , ρ_{soil}	LAI , ω_f , ρ_{soil}
Gao et Lesht, 1997	Gao	AHVRR	Prairies	LAI , LAD (Beta), ω_f , ρ_{soil}	LAI
Kuusk, 1998	MCRM	TM	Forêts, Orge, Blé,...	LAI , LAD , C_{ab}	
Bicheron et Leroy, 1999	Kuusk + PROSPECT + Walthall	POLDER ⁵ aéroporté	Millet, Pins, Blé, Luzerne...	LAI , $soil$, N , C_{ab} , C_c	LAI , C_{ab}
Demarez et al., 1999	PROSPECT	<i>in situ</i> ⁶ - τ_f	Chênes, Hêtres, Charme	N , C_{ab}	C_{ab} , épaisseur des feuilles

¹données directionnelles (plans principal et perpendiculaire) et inversion sur les bandes spectrales 1) Rouge, 2) PIR, 3) Rouge+PIR ;

²données directionnelles ; Rouge + PIR ;

³MMR : 7 angles de visée dans le plan principal ; 7 bandes spectrales (visible, PIR, MIR) utilisées séparément ;

⁴AVHRR : visée nadir ; 1 bande dans le visible, 1 dans le proche infrarouge ;

⁵POLDER aéroporté : données directionnelles ; 2 bandes spectrales dans le visible et 1 dans le proche infrarouge ;

⁶transmittance des feuilles de 400 à 900 nm

Table 2.4 – Exemples d'applications de l'utilisation en inversion de modèles physiques de réflectance pour l'estimation de variables biophysiques au niveau de la feuille et/ou au niveau du couvert. Méthode du simplex.

Ainsi, à chaque palier de température T , le métal atteint un équilibre thermique caractérisé par la probabilité de se trouver dans une configuration C_i d'énergie $E(C_i)$, dans l'espace des configurations énergétiques possibles U . Cette probabilité suit la distribution de Boltzmann (Bounsaythip, 1998) :

$$Pr(\text{Energie} = E(C_i)) = \frac{1}{\sum_{E(C_j) \in U} \exp \frac{-E(C_j)}{k_B \cdot T}} \exp \frac{-E(C_i)}{k_B \cdot T} \quad (2.20)$$

où k_B est la constante de Boltzmann.

L'équation (2.20) montre que lorsque la température est élevée, tous les états énergétiques sont presque équiprobables; pour une faible température, les configurations de haute énergie deviennent moins probables que celles de faible énergie.

Dans une optique d'optimisation, le concept de niveau énergétique d'un système physique est à associer avec la valeur de la fonctionnelle d'erreur $\chi^2(\vartheta^1, \dots, \vartheta^N)$. De même, la température T doit être un paramètre contrôlant les déplacements dans l'espace des variables à estimer.

Soit $\widehat{\Theta}_i$ une configuration des valeurs prises par les variables à estimer $(\vartheta_i^1, \dots, \vartheta_i^N)$; une configuration voisine $\widehat{\Theta}_j = (\vartheta_j^1, \dots, \vartheta_j^N)$ est choisie aléatoirement dans \mathfrak{R}^N . L'écart "énergétique" entre deux configurations est évalué par $\Delta\chi_{ij}^2 = \chi^2(\widehat{\Theta}_i) - \chi^2(\widehat{\Theta}_j)$, tel que :

- si $\Delta\chi_{ij}^2 \leq 0$, alors la probabilité d'acceptation Pr de la configuration $\widehat{\Theta}_j$ vaut 1 : ($Pr(\widehat{\Theta}_j) = 1$). La nouvelle configuration minimisant la fonction de mérite par rapport à la configuration précédente, est acceptée et le processus d'optimisation est réitéré à partir de $\widehat{\Theta}_j$.
- si $\Delta\chi_{ij}^2 > 0$, la configuration $\widehat{\Theta}_j$ sera retenue si elle vérifie le critère de Metropolis défini par :

$$\exp \frac{-\Delta\chi_{ij}^2}{c(T)} > \text{random} [0; 1[\quad (2.21)$$

où *random* désigne la fonction qui génère aléatoirement un nombre compris dans l'intervalle $[0; 1[$ (Metropolis et al., 1953); $c(T)$ désigne un paramètre qui dépend de la température T et qui décroît au cours du processus. Si le critère (2.21) n'est pas vérifié, la configuration $\widehat{\Theta}_i$ est conservée et le processus d'optimisation est réitéré à partir de celle-ci.

Le critère probabiliste de Metropolis permet à l'algorithme de minimisation de s'échapper de minima locaux de l'espace décrit par la fonction de mérite. De plus, la probabilité d'acceptation de configurations telles que $\Delta\chi_{ij}^2 > 0$ diminue au fur et à mesure de l'avancement du processus de minimisation (puisque $c(T)$ diminue), ce qui assure la convergence vers le minimum global de χ^2 (Goffe, 1996).

Le choix de la loi de décroissance de $c(T)$ est capital (Cohn et Fielding, 1999) puisqu'il conditionne la convergence vers le minimum global. Dans le cas classique, une condition nécessaire et suffisante pour que le minimum global soit atteint en fin d'algorithme avec une probabilité de 1, est que $c(T)$ décroît de façon logarithmique avec le nombre d'itérations de l'algorithme (Geman

Loi	Fonction	Paramètre
linéaire	$T_{k+1} = \alpha_T T_k$	$\alpha_T \leq 1$, typiquement $\alpha_T \in [0.8; 0.95]$
discrète	$T_{k+1} = T_k - \Delta T$	$\Delta T > 0$ pour la descente $\Delta T < 0$ pour le recuit
exponentielle	$T_{k+1} = T_k \exp\left(\frac{-a \cdot T_k}{\sigma_k}\right)$ avec $0 \leq \frac{T_{k+1}}{T_k} \leq 1$	σ_k : écart-type des coûts de configurations acceptées sous la température T_k α_T : paramètre de réglage fixé par l'utilisateur

Table 2.5 – Principales lois de décroissance de la température.

et Geman, 1984 ; Xiang et Gong, 2000), ce qui n'est pas applicable. Les lois de décroissance les plus couramment rencontrées dans la littérature sont des fonctions linéaires, discrètes ou exponentielles de T (Table 2.5).

Le recuit simulé a dans un premier temps été utilisé pour optimiser des problèmes combinatoires à variables discrètes (Kirkpatrick et al., 1983 ; van Groenigen et Stein, 1998 ; Catoni, 1998). En particulier, la méthode a permis de résoudre le problème du *voyageur de commerce*²⁰ qui consiste à trouver le chemin le plus court entre N villes que le colporteur doit visiter l'une après l'autre (Press et al., 1992). La méthode a été étendue à l'optimisation de fonctionnelles d'erreurs à variables continues (Vanderbilt et Louie, 1984).

2.3.2.3 Comparaison des méthodes

Face à la diversité des méthodes de minimisation d'une fonction non linéaire, se pose alors le problème du choix d'une en particulier pour une utilisation opérationnelle.

Dans la pratique, la sélection d'une méthode est moins guidée par des critères objectifs que par l'existence d'une routine d'inversion dans une librairie mathématique. La plupart des techniques décrites au paragraphe précédent ne nécessitent que les valeurs numériques de la fonctionnelle d'erreur, ce qui est un avantage indéniable en terme de facilité d'utilisation, le calcul analytique des dérivées partielles par rapport aux variables à estimer requis par certaines méthodes (Newton, Levenberg-Marquardt, ou certaines implémentations du quasi-Newton) pouvant être fastidieux dans le cas complexe et non linéaire des modèles physiques de réflectance.

Les critères discriminant une méthode par rapport à une autre sont typiquement leur *robustesse* (qui indique la capacité de la méthode à trouver le minimum global) ainsi que le *temps de calcul* (proportionnels au nombre d'appels de la fonction à minimiser), dans des conditions d'étude similaires (*i.e.* modèle, variables à estimer et jeu de données identiques).

²⁰“traveling salesman problem”.

Parmi les méthodes déterministes, la plupart des études comparatives ont montré une légère supériorité, à la fois en terme de robustesse et de temps de calcul, de la méthode de quasi-Newton sur celle du simplexe (Jacquemoud et al., 1994 ; Renders et Flasse, 1996) lorsque le nombre de données (synthétiques, bruitées ou non, et empiriques) est très supérieur au nombre de variables à estimer. Lorsque le nombre de mesures de réflectance est faible, la tendance est inversée. Une étude menée par Iaquina et al. (1997) sur la comparaison des méthodes de quasi-Newton et du simplexe sur un jeu de données synthétiques montre une très bonne cohérence des deux approches. En revanche, Privette et al. (1994) mettent en défaut la méthode du quasi-Newton pour converger vers le minimum global de la fonction de mérite, contrairement à celle du simplexe et à une autre approche de descente (méthode de Powell). Ces auteurs expliquent cette divergence par des différences de critères d'arrêt pour chaque algorithme. Cet aspect est en soi une limite à la comparaison des méthodes d'optimisation. L'écart semble donc moins lié à la méthode elle-même qu'à son implémentation. De plus, dans cette dernière étude, un seul jeu initial de variables à restituer a été déterminé avant de procéder à l'optimisation.

Ces techniques déterministes s'avèrent en effet très sensibles à la position de départ et donc au risque de rester piégé dans un minimum local. Pour tenter de s'affranchir de ce problème, les solutions proposées consistent soit à générer aléatoirement un certain nombre de conditions initiales (Privette et al., 1997), la solution finale des variables restituées étant celle fournissant la plus faible erreur quadratique moyenne entre réflectances simulées et réflectances modélisées, soit à réitérer le processus d'estimation à partir du jeu de variables estimées (Qiu et al., 1998). Ces deux alternatives ont en contrepartie un coût non négligeable en temps de calcul, ce qui limite leur application systématique pour des traitements d'un grand nombre de données de télédétection.

2.3.3 Interprétation des valeurs estimées - information *a posteriori*

Comment juger de la qualité des solutions obtenues par optimisation de la fonctionnelle d'erreur ?

Une inversion est, de manière formelle, "réussie" lorsque l'écart entre les réflectances simulées à partir des variables estimées et celles mesurées est le plus faible possible. L'*erreur quadratique moyenne* sert en général de critère pour attester de la qualité de l'inversion :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M-N} \sum_{i=1}^M \left[\tilde{\rho}_i - \rho(\widehat{\vartheta}^1, \dots, \widehat{\vartheta}^N | \theta_s^i; \theta_v^i; \phi^i; \lambda^i) \right]^2} \quad (2.22)$$

M étant le nombre de données, et N le nombre de variables estimées. Pourtant, ce critère n'est pas révélateur des erreurs d'estimation sur les variables.

Parmi les approches physiques utilisées pour estimer les caractéristiques intrinsèques aux couverts végétaux (§2.2.3), seule la méthode basée sur les tables de correspondance permet d'avoir accès aux erreurs sur les variables estimées, puisqu'elle fournit une distribution de solutions possibles (Kimes et al., 2000).

La question de la fiabilité des variables estimées, malgré son importance évidente, reste néanmoins peu abordée lorsque l'estimation a été effectuée par les méthodes itératives pourtant plus "classiques" (quasi-Newton ou simplex). Essentiellement, la détermination opérationnelle de l'erreur sur les valeurs des estimés est effectuée statistiquement (détermination de l'écart-type sur les valeurs estimées d'une variable), à partir d'un ensemble de résultats d'inversions sur des données homogènes (Privette et al., 1994; Privette et al., 1996b; Iaquina et al., 1997; Demarez et al., 1999; Solheim et al., 2000).

Le jeu de variables $\Theta^* \equiv \widehat{\Theta}$ qui minimise la fonction de mérite ayant été déterminé, $\underline{\rho}^* \equiv \underline{\rho}(\Theta^*|\Psi)$ correspond alors au *meilleur* ajustement des valeurs de réflectance mesurées par le modèle. Soit χ^{2*} la valeur de la fonctionnelle d'erreur correspondante. Supposons que le minimum de χ^2 soit atteint avec une incertitude ε (déterminée par l'algorithme d'optimisation utilisé) telle que :

$$\left| \chi^2(\Theta) - \chi^{2*} \right| \leq \varepsilon \quad (2.23)$$

ε représente alors une *région d'indifférence* pour laquelle tout autre jeu de paramètres Θ est acceptable comme solution au problème de minimisation. Il convient alors de quantifier l'erreur d'estimation $\delta\Theta = \Theta - \Theta^*$. La détermination de la matrice de covariance des estimés permet d'avoir accès à cette information *a posteriori*.

2.3.3.1 Matrice de covariance des estimés

Expression de la matrice de covariance

On peut considérer que la fonctionnelle d'erreur dépend des valeurs mesurées $\tilde{\rho}$ des variables aléatoires de réflectance (Bard, 1974). Au minimum, on a :

$$\frac{\partial \chi^2(\Theta^*|\tilde{\rho})}{\partial \Theta} = 0 \quad (2.24)$$

Une légère perturbation des données $\delta\tilde{\rho}$ se traduit alors par un déplacement des variables estimées $\Theta^* \rightarrow \Theta^* + \delta\Theta^*$ qui doit vérifier :

$$\frac{\partial \chi^2(\Theta^* + \delta\Theta^*|\tilde{\rho} + \delta\tilde{\rho})}{\partial \Theta} = 0 \quad (2.25)$$

Après un développement de Taylor au premier ordre de l'équation (2.25), et en utilisant (2.24), il vient :

$$\delta\Theta^* = -\underline{\underline{H}}^{*-1} \left(\frac{\partial^2 \chi^2}{\partial \Theta \partial \tilde{\rho}} \right) \delta\tilde{\rho} \quad (2.26)$$

pour laquelle la matrice Hessienne au minimum est définie par $\underline{\underline{H}}^* = \frac{\partial^2 \chi^2}{\partial \Theta^2} \Big|_{\Theta=\Theta^*}$.

La matrice de covariance des valeurs des variables estimées est alors définie par :

$$\underline{\underline{V}}_{\Theta} \equiv E(\delta\Theta^* \delta\Theta^{*T}) \quad (2.27)$$

où la fonction E représente l'espérance mathématique.

La diagonale de cette matrice correspond aux valeurs de l'écart-type sur l'estimation d'une variable ; les autres éléments expriment la corrélation entre les différentes variables estimées :

$$\underline{\underline{V}}_{\Theta} = \begin{pmatrix} E(\delta\vartheta^{1*2}) & \dots & E(\delta\vartheta^{1*}\delta\vartheta^{N*}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ E(\delta\vartheta^{1*}\delta\vartheta^{N*}) & \dots & E(\delta\vartheta^{N*2}) \end{pmatrix} \quad (2.28)$$

Approximation de la matrice de covariance au minimum

Dans le cas de fonctionnelles d'erreur telles qu'on les a décrites précédemment (*i.e.* somme des carrés des résidus entre mesures et modèle), et pour des observations d'écart-type σ , Bard (1974) a démontré que $\underline{\underline{V}}_{\Theta}$ peut être approché par :

$$\underline{\underline{V}}_{\Theta} \simeq 2\sigma^2 \underline{\underline{H}}^{-1} \quad (2.29)$$

où $\underline{\underline{H}}^{-1}$ est la valeur (approchée) de l'inverse de la matrice Hessienne au minimum.

Lorsque la valeur de la variance σ^2 sur les observations est inconnue, on peut substituer son estimation dans l'équation (2.29), et il vient l'expression de la matrice de covariance des erreurs (Bard, 1974 ; Numerical Algorithm Group, 1999) :

$$\underline{\underline{V}}_{\Theta} \simeq \frac{2}{M-N} \chi^{2*} \underline{\underline{H}}^{-1} \quad (2.30)$$

pour un nombre M de données, et N variables estimées.

Le résultat (2.29) est cohérent avec l'approximation de la matrice Hessienne de l'estimateur des moindres carrés, par la méthode de Gauss, que l'on retrouve dans Tarantola (1987, Chapitre 4), dans le cas où la matrice de covariance sur les variables *a priori* est nulle.

La démonstration de l'expression (2.29) se base sur la méthode de Gauss. Elle suppose qu'autour de $\widehat{\Theta}^*$ le problème direct se comporte de manière *quasi* linéaire - ce qui peut être supposé dans le cas des modèles de transfert radiatif (Combal, 1999) - et que la valeur des résidus e_i est très petite. Dans ce cas, la matrice Hessienne de χ^2 peut être approchée par $\underline{\underline{H}}$, dont les éléments (i,j) sont $\widehat{H}_{ij} = 2 \sum_{k=1}^M \frac{\partial \rho_k}{\partial \vartheta_i} \frac{\partial \rho_k}{\partial \vartheta_j}$ (Bard, 1974).

Ce résultat est valable pour toute fonction de mérite qui dépend seulement de la matrice $\underline{\underline{M}}$ des résidus e_i : $\underline{\underline{M}} = \sum_{i=1}^M (\tilde{\rho}_i - \rho_i)^2 = \sum_{i=1}^M e_i^2$. C'est le cas pour l'estimateur des moindres carrés ou pour l'estimateur des moindres carrés pondérés.

2.3.3.2 Intervalle de confiance sur les estimés

Soit Θ_0 , le jeu de variables qui correspond au minimum "vrai" de la fonction de mérite. En supposant que la distribution de la valeur estimée $\widehat{\vartheta}_i^*$ suit une loi gaussienne d'écart-type $\widehat{\sigma}_i$ et de moyenne Θ_0 , la probabilité que l'incertitude d'estimation sur ϑ_i^* soit de $\pm\sigma_i$ est de 68.3% (Bevington et Robinson, 1992 ; Neuilly, 1993) :

$$Pr \left(\widehat{\vartheta}_i^* - \widehat{\sigma}_i \leq \vartheta_0^i \leq \widehat{\vartheta}_i^* + \widehat{\sigma}_i \right) = 0.683 \quad (2.31)$$

et réciproquement :

$$Pr \left(\vartheta_0^i - \widehat{\sigma}_i \leq \widehat{\vartheta}_i^* \leq \vartheta_0^i + \widehat{\sigma}_i \right) = 0.683 \quad (2.32)$$

Dans la plupart des cas, le problème d'optimisation est résolu avec une contrainte sur les variables à estimer. Typiquement, on contraint la variation des variables à un domaine de valeurs physiques acceptables. Soient $h(\widehat{\Theta}) \geq 0$ la région de l'espace des variables pour laquelle la contrainte est vérifiée, et $\Theta^{(i)}$ le minimum qui serait obtenu sans la contrainte $h_i(\Theta) \geq 0$. Plusieurs cas de figure peuvent alors survenir selon les densités de probabilité d'obtention de $\Theta^{(i)}$ et de $\widehat{\Theta}^*$:

1. $\widehat{\Theta}^* = \Theta^{(i)}$ pour un intervalle de confiance donné, et $h_i(\Theta) \geq 0$. Alors l'ajout de la contrainte n'exerce aucune influence sur la détermination de la matrice de covariance des estimés.
2. $\widehat{\Theta}^* = \Theta^{(i)}$ mais $h_i(\Theta) \geq 0$ n'est pas vérifiée pour toute réalisation de $\Theta^{(i)}$ (en revanche $h(\widehat{\Theta}^*) \geq 0$ l'est par construction).
3. $\Theta^{(i)}$ ne respecte pas $h_i(\Theta) \geq 0$, et l'espace défini par sa densité de probabilité est tronqué : réalisations de $\Theta^{(i)}$ vérifiant la contrainte et celles ne la vérifiant pas ; $\widehat{\Theta}^*$ est tel que $h(\widehat{\Theta}^*) = 0$.
4. aucune réalisation de $\Theta^{(i)}$ ne respecte $h_i(\Theta) \geq 0$; $\widehat{\Theta}^*$ est tel que $h(\widehat{\Theta}^*) = 0$.

Les trois derniers cas sont en pratique difficilement identifiables. Pour ceux-ci, la détermination de la matrice de covariance des estimés \underline{V}_{Θ} est complexe. Les points 3 et 4 se rencontrent d'ailleurs rarement, puisqu'ils impliquent que le jeu de variables estimées se trouve sur la surface $h(\widehat{\Theta}^*) = 0$, *i.e.* les valeurs de tous les variables estimées correspondent à une borne de leur intervalle de définition.

2.3.4 Limites de l'inversion - choix de l'information radiométrique

Le problème inverse consiste donc à estimer N variables d'un modèle de réflectance à partir de M données disponibles.

Le plus souvent $M > N$: le problème est alors dit sur-déterminé. Cette propriété conditionne d'ailleurs sa solvabilité (Verstraete et al., 1996 ; Kimes et al., 2000). En effet, pour $M < N$, le problème n'admet pas de solution puisque le système est sous-déterminé ; pour $M = N$, les erreurs de mesures et les erreurs d'adéquation du modèle rendent, là aussi, le problème insoluble. Ainsi, ces données initiales n'étant connues que de manière approximative (elles sont entachées d'erreurs de mesure), la solution approchée n'est pas unique : le problème est dit mal posé, au sens donné par Hadamard²¹ (Tikhonov et Arsenine, 1976).

²¹ c'est à dire s'il ne vérifie pas une des trois conditions suivantes : existence de la solution, unicité de la solution, stabilité de la solution vis-à-vis des données.

Problème mal-posé, ajout d'information *a priori*

L'ajout d'*information additionnelle* dans les algorithmes d'inversion est une méthode "classique" pour la résolution des problèmes mal posés, afin d'assurer une plus grande stabilité de la solution finale. Typiquement, cela peut se faire :

1. soit en limitant le domaine de variations des variables à restituer, comme cela a déjà été évoqué précédemment. Cette approche concerne la quasi-totalité des études rencontrées dans la littérature.

Dans ce cas, en plus des deux conditions sur le gradient et la matrice Hessienne de χ^2 , le minimum doit vérifier : $\nabla\chi_j^2(\widehat{\Theta}^*) < 0$, $\vartheta_j = u_j$ et $\nabla\chi_j^2(\widehat{\Theta}^*) > 0$, $\vartheta_j = l_j$, où u_j et l_j correspondent aux bornes supérieure et inférieure de l'intervalle de variation de la variable ϑ_j .

2. soit en incorporant de nouvelles équations régissant le régime de radiation dans le couvert ou des informations supplémentaires sur les valeurs *a priori* des variables à estimer (équation (2.1)) (Knyazikhin et al., 1998 ; Combal, 1999 ; Combal et Baret, 2001 ; Combal et al., 2002).

Nombre de variables à estimer et information radiométrique

La stabilité de la solution est donc conditionnée par trois facteurs, le modèle physique de réflectance qui doit représenter de manière réaliste le champ de rayonnement émergeant d'un couvert, le choix de l'information radiométrique en entrée de la chaîne de traitement, et les N variables laissées libres en inversion (Goel et Thompson, 1984b).

L'utilisation des seules données directionnelles limite le nombre de variables estimables à deux ou trois, en l'absence d'information additionnelle (Gemmell, 2000). Jacquemoud et al. (2000), dans leur étude sur la détermination des variables caractéristiques de cultures de maïs et de soja, à partir de mesures spectrales de réflectance, mettent en évidence l'instabilité de la solution en fonction de la combinaison initiale des variables, au départ du processus d'inversion. De toute évidence, cet aspect est lié à la sensibilité des données aux valeurs des variables laissées libres. Il apparaît en effet difficile d'estimer une variable qui n'a que très peu d'influence, par rapport à d'autres, sur les valeurs de réflectance (Verstraete et al., 1996). En conséquence, ceux ayant le plus fort impact sur la luminance mesurée devraient être estimés (Kimes et al., 2000).

Les données radiométriques à fort contenu en information doivent donc être privilégiées pour estimer les variables avec la meilleure précision possible. "Contenu en information" et "sensibilité" sont deux notions analogues (Kimes et al., 2000), encore faut-il s'accorder sur les facteurs auxquels la réflectance est sensible.

Typiquement, on peut considérer la sensibilité des valeurs de réflectance aux configurations d'observation - spectrales (Gitelson et al., 1996), ou directionnelles (Maggion, 1995) - ou bien aux variables à estimer (Privette et al., 1996b ; Asner, 1998 ; Combal, 1999). La première approche se base essentiellement sur l'hypothèse que les configurations optimales sont celles qui présentent les variations les plus significatives. Elles sont alors évaluées par le calcul de la dérivée des valeurs de

réflectance par rapport aux configurations de mesures $\Psi : \partial\rho/\partial\Psi$. Cette approche n'est toutefois pas totalement satisfaisante dans la mesure où la cause de ces variations n'est pas (strictement) expliquée. Dans une optique d'estimation des variables biophysiques des couverts végétaux par inversion de modèle physique de réflectance, il apparaît plus judicieux (et plus rigoureux) de caractériser la sensibilité de la réflectance par rapport à ces mêmes variables.

2.4 Conclusion

L'analyse de la réflectance des couverts végétaux permet d'estimer un certain nombre de variables diagnostiques sur son état et sur son fonctionnement (*LAI*, *fAPAR*, etc.). En comprendre le déterminisme est un préalable nécessaire.

Dans cette perspective, ce second chapitre a présenté les principaux mécanismes qui expliquent la variabilité des propriétés optiques des surfaces végétales. La distribution spectrale de la réflectance est essentiellement déterminée par la composition biochimique et la structure des feuilles qui composent le couvert ; son architecture explique le caractère anisotrope de la luminance réfléchie.

Les instruments d'observation de la Terre ont longtemps été limités au seul échantillonnage spectral des valeurs de réflectance. Sa distribution directionnelle a été ainsi longtemps considérée comme une source de bruit dont on a cherché à s'affranchir, comme le montrent les différents développements des approches empiriques et statistiques pour estimer les propriétés intrinsèques des couverts. La nouvelle génération de capteurs spatiaux et aéroportés permet d'échantillonner à la fois dans l'espace spectral et dans l'espace directionnel des valeurs de réflectance, offrant de nouvelles perspectives en terme de qualité d'estimation des variables biophysiques des couverts végétaux. L'inversion de modèles physiques de réflectance semble, à l'heure actuelle, l'alternative la plus prometteuse pour tirer partie de ces informations connexes.

Si la nature sur-déterminée du problème inverse conditionne la solvabilité de celui-ci, les inadéquations entre les variables biophysiques et les variables du modèle, d'une part, et entre les mesures et les simulations, d'autre part, rendent la solution non unique. Cela explique la diversité des méthodes d'inversion de modèles (inversion itérative, tables de correspondance, réseaux de neurones, pour les principales), des algorithmes d'optimisation, ou des estimateurs, rencontrés dans la littérature, afin d'assurer une convergence rapide vers la meilleure solution possible. Par la suite, on adoptera une approche itérative d'inversion. Ce choix est lié à sa facilité de mise en œuvre : elle est transposable à tout échantillonnage spectral et directionnel des mesures de réflectance (contrairement à la méthode neuronale), et, comme elle ne nécessite pas de pré-calcul de table d'apprentissage, elle peut s'adapter aisément à différents modèles. De plus, le problème de la détermination de l'erreur sur les valeurs des variables estimées, relativement peu abordé dans la littérature pour cette méthodologie, peut ainsi être étudié dans le cas des estimateurs des moindres carrés ou des moindres carrés pondérés.

Le choix d'un modèle adéquat, représentant la luminance émergeant du couvert par une fonction non linéaire de paramètres explicatifs, est en outre capital. Comme on l'a vu, il existe

plusieurs types de modèles physiques de réflectance (modèles de transfert radiatif, géométriques, de lancer de rayon, etc.), aux niveaux de complexité différents (en terme de représentation de la structure du milieu végétal). Dans le cadre d'une utilisation opérationnelle par inversion itérative, les modèles statistiques sont les plus appropriés puisqu'ils ne nécessitent qu'un nombre limité de variables et impliquent de faibles temps de calcul. Pour autant, étant basés sur des formalismes différents, le choix d'un en particulier n'est pas trivial. C'est dans cette optique qu'une intercomparaison de quatre modèles de transfert radiatif sera menée au Chapitre 3. Elle sera réalisée sous l'angle de la sensibilité des modèles à leurs variables d'entrée, avec pour objectif l'identification des plus influents.

Le problème de sensibilité sera encore abordé au Chapitre 4 pour la détermination de configurations optimales d'observation, qui permettent une meilleure restitution des variables par inversion.

L'estimation proprement dite des caractéristiques biophysiques des couverts végétaux sera enfin effectuée, en mettant l'accent sur la comparaison des performances de différents modèles et sur l'erreur d'estimation.

Chapitre 3

Analyse de sensibilité comparée de quatre modèles de réflectance bidirectionnelle spectrale des couverts végétaux

Les modèles de transfert radiatif unidimensionnels, du fait de leur nombre restreint de variables explicatives et de leurs temps d'exécution limités, sont, encore aujourd'hui, les plus utilisés en inversion sur des données de télédétection. Leur multiplicité rend difficile le choix d'un particulier, que ce soit pour une utilisation en sens direct ou pour l'intégrer dans une procédure d'estimation.

La capacité d'un modèle à représenter de manière *réaliste* le champ de rayonnement émergent d'un couvert est un préalable à toute application opérationnelle. Comment l'évaluer ?

L'analyse de sensibilité fournit un examen diagnostique du fonctionnement d'un modèle, en permettant de déterminer dans quelle mesure une variation des variables d'entrée influence la variation de la réponse simulée (la réflectance bidirectionnelle spectrale). Elle permet ainsi d'apprécier si les mécanismes d'interaction onde-matière au sein du couvert ont été correctement représentés. De plus, la hiérarchisation de l'influence des variables qui en découle, doit permettre d'améliorer leur estimation en inversion.

Afin d'élargir l'espace radiométrique des données de réflectance dont on peut disposer sur la végétation, un modèle de propriétés optiques des feuilles a été couplé à quatre modèles 1D de réflectance des couverts végétaux. Ce chapitre s'attache dans un premier temps à décrire les formalismes sous-jacents à ces modèles. Ensuite, une intercomparaison originale, basée sur leur analyse de sensibilité respective par la méthode des plans d'expériences numériques, est réalisée. Elle met en évidence, de manière *quantitative*, les différences de représentation des effets des variables d'entrée.

3.1 Le modèle de propriétés optiques des feuilles PROSPECT

Le modèle PROSPECT (Jacquemoud et Baret, 1990 ; Jacquemoud et al., 1996 ; Fourty et al., 1996 ; Jacquemoud et al., 2000) permet de calculer la réflectance et la transmittance hémisphériques¹ des feuilles entre 400 et 2500 nm.

PROSPECT est le modèle le plus largement répandu dans la communauté scientifique pour calculer les propriétés optiques des feuilles. Cela est dû à sa robustesse en inversion et au fait que ses variables d'entrée - sauf le paramètre de structure N - sont physiquement interprétables et peuvent être mesurées *in situ*.

Il est ainsi utilisé pour comprendre et interpréter la dynamique des couverts végétaux : suivi de la variation annuelle du $fAPAR$ de différentes espèces végétales (Gond et al., 1999), détermination des causes de variation de la réflectance d'une culture de betteraves à sucre subissant un stress hydrique (Danson et Aldakheel, 2000), etc.

Couplé à un modèle de transfert radiatif au niveau du couvert, il permet d'évaluer ses limites (Andrieu et al., 1997), ou de tester la validité d'indices spectraux destinés à déterminer la teneur en chlorophylle (Zarco-Tejada et al., 2001) ou l'indice de surface foliaire (Broge et Leblanc, 2000) des couverts. La construction de tels indices peut être aussi appliquée de manière plus générale à des instruments multispectraux, pour l'estimation de la teneur en eau à partir de MODIS par exemple (Zarco-Tejada et Ustin, 2001).

Mais l'utilisation la plus "classique" de PROSPECT reste en mode inverse. Il peut être directement appliqué pour traiter des données au niveau de la feuille, pour suivre la dynamique saisonnière de la concentration en chlorophylle de différentes espèces (Demarez et al., 1999) par exemple. Son couplage à un modèle de réflectance des couverts végétaux permet de prendre explicitement en considération la biochimie des éléments foliaires (concentrations en chlorophylles, en eau et en matière sèche), que l'on peut être alors à même d'estimer. Les contraintes techniques des instruments restreignent souvent l'acquisition de l'information radiométrique aux domaines visible et proche infrarouge. La plupart des études se concentrent sur l'estimation de la teneur en chlorophylle de la végétation en même temps que ses caractéristiques architecturales (Kuusk, 1998 ; Bicheron et Leroy, 1999 ; Weiss et Baret, 1999 ; Weiss et al., 2000). Un échantillonnage spectral dans le proche et/ou le moyen infrarouge rend aussi possible l'estimation de la teneur en matière sèche (Jacquemoud et al., 2000) et/ou en eau (Jacquemoud et al., 1995a).

Le formalisme du modèle PROSPECT ainsi que l'interprétation de ses variables d'entrée vont être maintenant abordés.

3.1.1 Transfert radiatif à N couches compactes

La feuille est décrite comme un empilement de N couches compactes, dont le coefficient d'absorption dépend des concentrations en chlorophylle $a+b$, en matière sèche et en eau.

¹plus précisément les facteurs de réflectance et de transmittance hémisphérique.

PROSPECT est une extension du modèle de propriétés optiques d'une *feuille compacte* de Allen et al. (1969) : la généralisation à N couches permet ainsi de décrire les propriétés optiques de feuilles dont la structure du mésophylle est plus complexe et pour lesquelles le modèle mono-couche est inadéquat.

La couche superficielle de la feuille est éclairée par un rayonnement lumineux non-isotrope ; soient ρ_α et τ_α , sa réflectance et sa transmittance hémisphériques (Figure 3.1). A l'intérieur de la feuille, le rayonnement est isotrope et on suppose qu'il n'y a pas d'absorption à l'interface air / couche (Jacquemoud, 1992). Les réflectances et transmittances hémisphériques des $N-1$ autres couches, éclairées par un rayonnement diffus, sont ρ_{90} et τ_{90} .

La réflectance ρ_l et la transmittance τ_l hémisphériques de la feuille s'expriment alors en fonction de ρ_α , τ_α , ρ_{90} et τ_{90} (Stokes, 1862), qui dépendent elles-mêmes de l'indice de réfraction n et du coefficient d'absorption k de chaque couche.

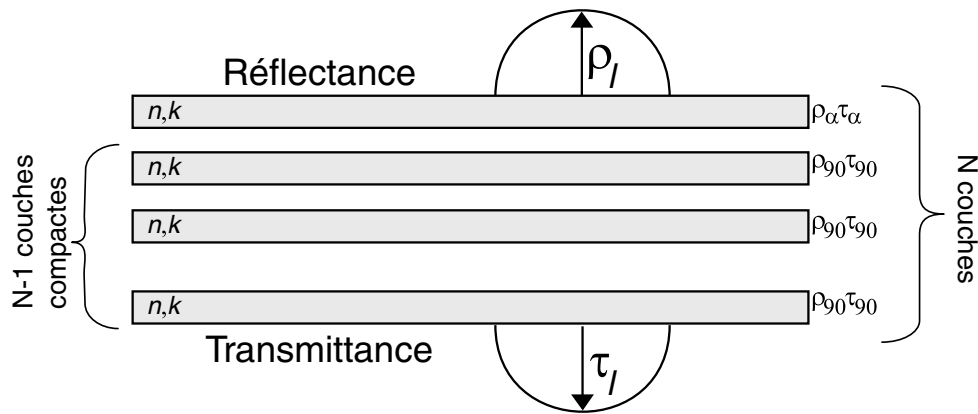


Figure 3.1 – Nomenclature du modèle PROSPECT de transfert radiatif des feuilles à N couches (d'après Jacquemoud, 1992).

3.1.2 Interprétation des paramètres du modèle

3.1.2.1 Paramètre de structure N

Le paramètre de structure N rend compte du phénomène de diffusion multiple lié à la présence d'espaces intercellulaires dans la feuille. C'est un nombre *réel* qui doit être interprété comme le nombre moyen d'interfaces air / parois cellulaires.

N étant *a priori* indépendant de la longueur d'onde, il a été déterminé par inversion du modèle pour chacun des 70 spectres de feuilles acquis lors de la campagne LOPEX93² (Jacquemoud et al., 1996). La valeur de N est plus importante pour les feuilles sèches que pour les feuilles fraîches (Tableau 3.1). Cela traduit une forte désorganisation cellulaire liée à la déshydratation, qui entraîne un accroissement de la diffusion multiple et de la réflectance.

²Leaf Optical Properties EXperiment (Hosgood et al., 1995).

Espèce	N		C_{ab} ($\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$)	C_m ($\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$)	C_w (cm)	
Monocotylédones						
Sorghetta	1.49	-	39.03	0.0038	0.0125	-
Maïs	1.42	2.41	58.52	0.0045	0.0122	0.0002
Riz	2.03	3.6	30.25	0.0068	0.0089	0.0005
Bambou 1	1.77	2.7	70.77	0.0081	0.0081	0.0001
Bambou 2	1.53	2.21	54.77	0.0067	0.0065	0.0001
Dicotylédones						
Trèfle	1.87	-	46.71	0.003	0.0100	-
Frêne	1.89	2.57	65.21	0.0058	0.0079	-
Laitue	1.92	2.11	35.20	0.0021	0.0231	0.0002
Luzerne	1.54	1.66	40.52	0.0028	0.0107	0.0001
Pomme de Terre	1.78	1.98	43.37	0.0026	0.0170	0.0001
Tournesol	1.72	2.63	53.23	0.0038	0.0191	0.0002
Tomate	1.66	1.62	50.21	0.0026	0.0184	0.0001
Peuplier	1.47	2.11	47.89	0.0064	0.0080	0.0002
Vigne sauvage	1.53	2.00	16.92	0.0056	0.0121	0.0003

Table 3.1 – Quelques valeurs du paramètre de structure N , de la concentration en chlorophylle C_{ab} , de la teneur en matière sèche C_m , et de l'épaisseur équivalente en eau C_w issues de LOPEX93 (Hosgood et al., 1995). Les valeurs de C_{ab} et C_w ont été mesurées; celles de N ont été obtenues par inversion du modèle PROSPECT sur les spectres de réflectance et transmittance de feuilles fraîches (première colonne) ou sèches (seconde colonne) (Jacquemoud et al., 1996).

3.1.2.2 Indice de réfraction n

L'indice de réfraction n dépend de la longueur d'onde et est supposé indépendant de l'espèce végétale. Il a été déterminé par inversion du modèle sur les spectres de réflectance et de transmittance d'une feuille de maïs sèche, assimilée à une couche compacte (Figure 3.2).

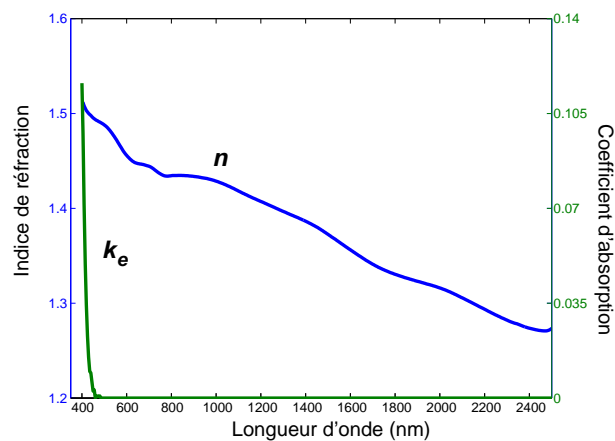


Figure 3.2 – Indice de réfraction n des matériaux foliaires et coefficient spécifique d'absorption k_e d'une feuille de maïs albinos sèche.

3.1.2.3 Coefficient d'absorption $k(\lambda)$

Le coefficient d'absorption $k(\lambda)$ de chaque couche dépend de sa composition biochimique.

Initialement, il ne dépendait que de la concentration en chlorophylles a et b et de l'épaisseur équivalente en eau (Jacquemoud et Baret, 1990). Le modèle a ensuite été amélioré afin d'inclure l'absorption par les protéines, la cellulose et la lignine (Jacquemoud et al., 1996). Si l'estimation de la teneur en protéines et en cellulose+lignine par inversion de PROSPECT est convenable pour des feuilles sèches, elle s'est avérée déficiente pour des feuilles fraîches. En particulier, les propriétés optiques des feuilles semblent insensibles aux protéines (Jacquemoud et al., 1996). Ces mauvais résultats peuvent s'expliquer par la forte absorption par l'eau dans le proche infrarouge qui masque les effets de ces composés biochimiques. La détermination des teneurs en protéines et en cellulose+lignine à partir de mesures de réflectance au niveau du couvert semble alors compromise.

La nouvelle version du modèle PROSPECT prend en compte, de manière plus générale, la teneur en matière sèche (Fourty et Baret, 1997; Jacquemoud et al., 2000). Sous le terme générique "matière sèche", sont inclus tous les composés des tissus foliaires présents après déshydratation de la feuille et qui absorbent le rayonnement dans le proche et le moyen infrarouge (lignine, cellulose, sucres, amidon, etc.). Outre le fait que son estimation est plus robuste en inversion, la matière sèche est équivalente à la surface spécifique des feuilles³ qui est un paramètre primordial de la croissance des plantes (Dijkstra, 1989) et l'un des principaux utilisés par les écophysiologistes pour prédire la réponse des espèces végétales aux facteurs environnementaux.

La connaissance de N permet de déterminer les réflectance et transmittance équivalentes à celles d'une couche compacte ($N=1$) par inversion des équations de Stokes. On peut alors estimer le coefficient d'absorption $k(\lambda)$, en supposant que les composés biochimiques sont répartis de façon homogène dans la feuille :

$$k(\lambda) = k_e(\lambda) + \sum_i \frac{C_i}{N} \cdot K_i(\lambda) \quad (3.1)$$

où C_i désigne la concentration du constituant i par unité de surface, et $K_i(\lambda)$ le coefficient spécifique d'absorption correspondant. Le terme $k_e(\lambda)$ permet d'expliquer l'absorption non nulle pour les feuilles albinos en deçà de 500 nm, et *in fine*, tient compte des constituants foliaires non représentés dans la relation (3.1) mais qui absorbent la lumière dans le visible (Figure 3.2). Les valeurs des différents $K_i(\lambda)$ sont obtenues à partir des concentrations des différents composés biochimiques mesurées lors de LOPEX93.

Le modèle PROSPECT intègre donc, à l'heure actuelle, les coefficients spécifiques de la chlorophylle $a+b$ (exprimé en $\text{cm}^2 \cdot \mu\text{g}^{-1}$), de l'eau (en $\text{cm}^2 \cdot \text{g}^{-1}$ ou encore en cm^{-1}) et de la matière sèche (en $\text{cm}^2 \cdot \text{g}^{-1}$).

³Specific Leaf Area : SLA.

La Figure 3.3 montre le spectre d'action de la chlorophylle sur le domaine visible entre 400 et 750 nm : il présente deux pics d'absorption dans le bleu et dans le rouge. L'absorption par l'eau des feuilles n'est sensible qu'à partir de 950 nm, les principales bandes d'absorption se situant autour de 1450, 1940 et 2500 nm. Le coefficient spécifique d'absorption de la matière sèche ne présente une dépendance spectrale qu'à partir de 1000 nm ; en deçà, compte tenu du prolongement du plateau proche infrarouge dans le visible qui est observé chez les feuilles albinos et non expliqué par $k_e(\lambda)$, il a été fixé à une valeur constante mais non nulle.

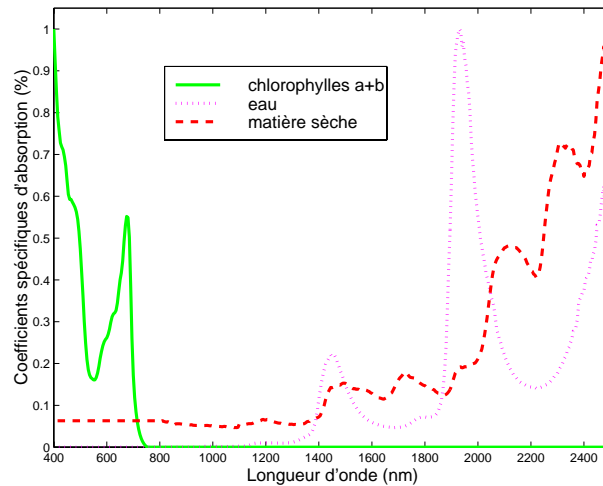


Figure 3.3 – Coefficients spécifiques d'absorption de la chlorophylle $a+b$, de la matière sèche et de l'eau. Ils sont exprimés en pourcentage de la valeur maximale respective de chaque composé : $\max_{K_{ab}(\lambda)} = 0.073 \text{ cm}^2 \cdot \mu\text{g}^{-1}$; $\max_{K_m(\lambda)} = 50.42 \text{ cm}^2 \cdot \text{g}^{-1}$; $\max_{K_w(\lambda)} = 146.34 \text{ cm}^{-1}$.

3.1.3 Action des variables d'entrée du modèle

La Figure 3.4 représente l'action du paramètre de structure N , de la teneur en chlorophylle $a+b$ (C_{ab} , $\mu\text{g} \cdot \text{cm}^{-2}$), de la teneur en matière sèche (C_m , $\text{g} \cdot \text{cm}^{-2}$), et de la teneur (ou épaisseur équivalente) en eau (C_w , cm), sur la réflectance et la transmittance spectrales de feuilles vertes.

La concentration en chlorophylle contrôle la forme de ces spectres dans le visible, l'augmentation de C_{ab} se traduisant par une plus forte absorption. Le paramètre de structure a une influence sur tout le spectre : réduite dans le visible où la concentration en chlorophylle est le facteur prédominant, elle est en revanche importante dans le proche et le moyen infrarouge. L'augmentation des valeurs de N correspond à un accroissement du nombre de réflexions et de transmissions aux interfaces ; cela se traduit sur tout le spectre par une augmentation de la réflectance et une diminution de la transmittance. Les variations des niveaux de réflectance et de transmittance spectrales sont symétriques pour des variations de teneur en matière sèche ou en eau. L'effet de la matière sèche est prépondérant dans les régions proche et moyen infrarouge, entre les bandes d'absorption de l'eau.

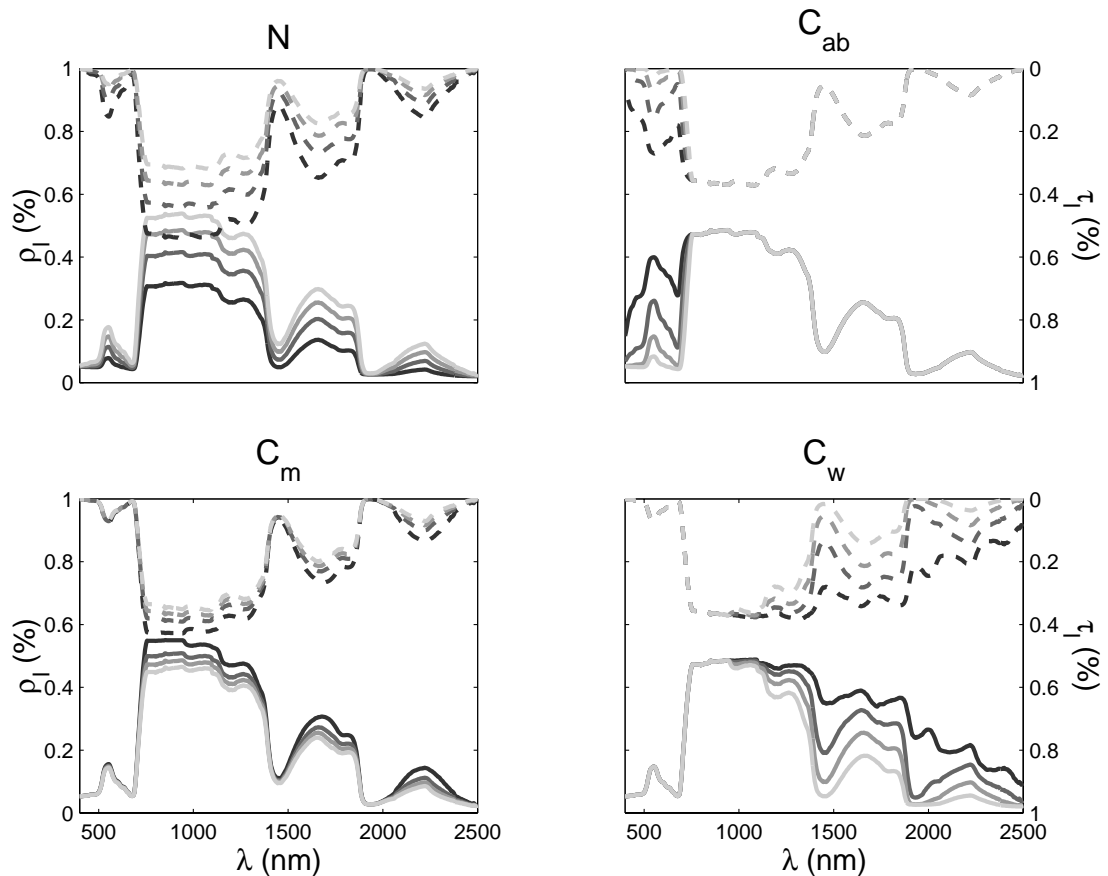


Figure 3.4 – Effets des variables N , C_{ab} , C_m , et C_w sur la réflectance (–) et la transmittance (– –) spectrales, calculées par le modèle PROSPECT, à partir du jeu de base : $N = 2$; $C_{ab} = 50 \mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$; $C_m = 0.015 \text{ g}\cdot\text{cm}^{-2}$; $C_w = 0.025 \text{ cm}$. Les valeurs prises par ces différentes variables au cours des simulations sont respectivement : $N = [1 ; 1.5 ; 2 ; 2.5]$, $C_{ab} = [5 ; 20 ; 50 ; 100]$, $C_m = [0.002 ; 0.010 ; 0.015 ; 0.02]$, et $C_w = [0.001 ; 0.010 ; 0.025 ; 0.05]$; les traits foncés correspondent aux valeurs les plus faibles, les traits plus clairs aux valeurs les plus fortes.

PROSPECT a finalement été validé par inversion sur 63 spectres de réflectance et de transmittance du jeu de données LOPEX93 (Figure 3.5). Les teneurs en chlorophylle, matière sèche et eau ont été restituées avec des coefficients de corrélation R respectifs de 0.67, 0.95 et 0.65, ce qui est considéré comme satisfaisant pour une application opérationnelle (Jacquemoud et al., 1998). La moins bonne restitution des concentrations en matière sèche et en chlorophylle peut s'expliquer par une distribution hétérogène dans les feuilles (Knapp et al., 1988 ; Terashima, 1989), et par une gamme d'action moins importante que celle de l'eau sur l'ensemble du spectre.

3.2 Les modèles de réflectance des couverts végétaux

Les modèles de transfert radiatif des couverts végétaux étudiés par la suite sont de type *turbide* : ils décrivent le couvert végétal comme un milieu horizontalement homogène et infiniment étendu, dont les seuls éléments absorbant et diffusant sont les feuilles, distribuées aléatoirement.

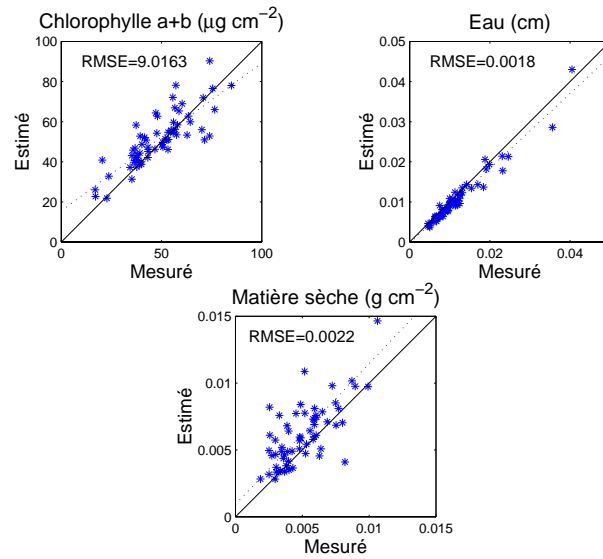


Figure 3.5 – Comparaison entre les valeurs mesurées et les valeurs estimées **a)** de concentration en chlorophylle $a+b$, **b)** d'épaisseur équivalente en eau, et **c)** de teneur en matière sèche (Jacquemoud et al., 1998).

Du fait de la géométrie du système considéré, le problème du transport de photons au sein du couvert végétal n'est résolu que selon la dimension verticale. Le calcul du facteur de réflectance directionnel du couvert nécessite (Figure 3.6) :

- la description de l'architecture du couvert,
- la connaissance de la géométrie d'éclairement et d'observation,
- la connaissance de la réflectance du sol sous-jacent ainsi que de la réflectance et de la transmittance hémisphériques des feuilles. Ces dernières sont supposées lambertiennes et les propriétés optiques des faces supérieures (dorsales ou adaxiales) et inférieures (ventrales ou abaxiales) sont identiques et calculées par le modèle PROSPECT.

Ces modèles, s'ils découlent tous de la théorie du transfert radiatif, diffèrent par leur formalisme et par leurs méthodes de résolution : les modèles IAPI (Jaquinta et Pinty, 1994 ; Jaquinta, 1995) et NADI (Gobron et al., 1997b ; Gobron et al., 1997a) résolvent - analytiquement et numériquement - l'équation du transfert radiatif aux différents ordres de diffusion ; les modèles SAIL (Verhoef, 1984, 1985) et KUUSK (Kuusk, 1995b) découlent des travaux de Kubelka-Munk pour en établir une solution approchée.

On donnera dans un premier temps une expression générale de l'équation du transfert radiatif pour un couvert végétal avant d'explicitier les différentes approximations conduisant à la formulation des quatre modèles utilisés.

3.2.1 L'équation de transfert radiatif pour un couvert végétal

L'équation de transfert traduit la conservation de l'énergie lumineuse dans un milieu absorbant et diffusant (Chandrasekhar, 1960). Le champ de rayonnement au sein du couvert est décrit par l'intensité spécifique $I_\lambda(z, \underline{\Omega})$ ($\text{W.m}^{-2}.\text{sr}^{-1}$), qui dépend de la longueur d'onde λ , de

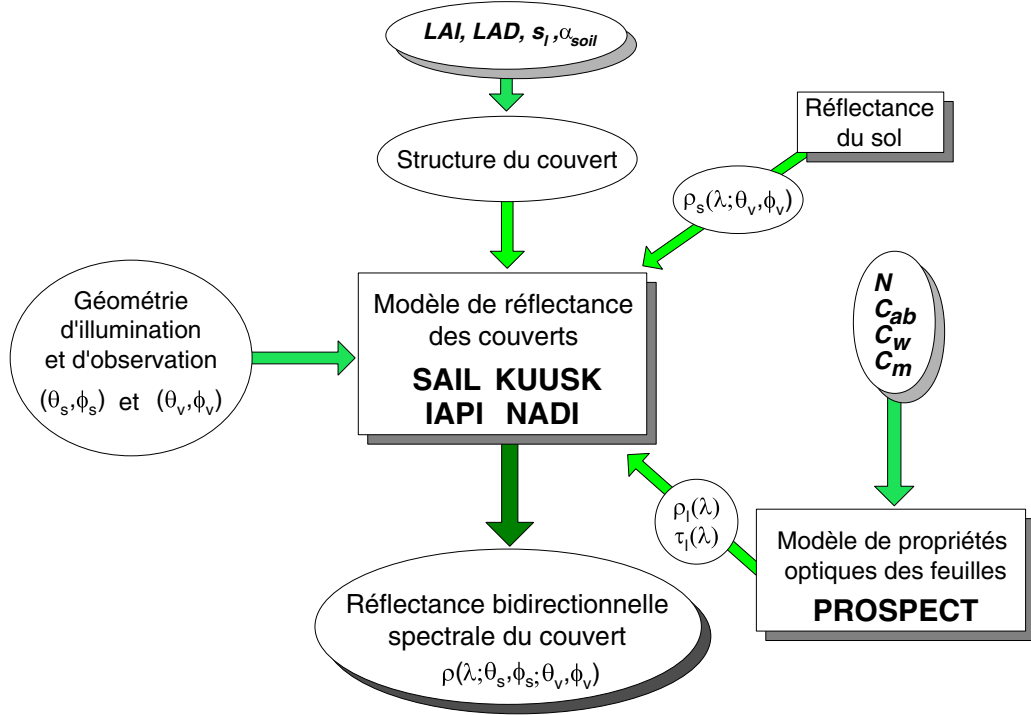


Figure 3.6 – Description schématique du couplage des modèles.

la profondeur z et de la direction $\underline{\Omega} = (\mu, \phi)$. La formulation de l'équation du transfert radiatif unidimensionnelle est alors (Knyazikhin et Marshak, 1991) :

$$-\mu \frac{\partial I_\lambda(z, \underline{\Omega})}{\partial z} + \sigma_\lambda(z, \underline{\Omega}) \cdot I_\lambda(z, \underline{\Omega}) = \int_{4\pi} \sigma_{s,\lambda}(z, \underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) \cdot I_\lambda(z, \underline{\Omega}') \cdot d\underline{\Omega}' \quad (3.2)$$

Elle exprime la variation de l'intensité spécifique dans la direction $\underline{\Omega}$ par :

- son extinction par les éléments constitutifs du milieu (absorption et diffusion), et
- par les contributions extérieures dues aux intensités spécifiques incidentes selon des directions $\underline{\Omega}'$ et diffusées selon $\underline{\Omega}$.

Les directions de propagation sont exprimées en fonction de la coordonnée z ($z = 0$ au sommet du couvert ; $z = H$ au bas du couvert), et de telle sorte que $\mu > 0$ pour les directions montantes. On peut remplacer la coordonnée verticale z par l'indice de surface foliaire cumulé pour la profondeur correspondante : $L = \int_0^z u(z) dz$, où $u(z)$ est la densité de surface foliaire ($m^2 \cdot m^{-3}$). L'indice de surface foliaire totale du couvert, LAI , correspond alors à la valeur de L intégrée jusqu'au niveau du sol.

Le coefficient total d'extinction⁴ $\sigma_\lambda(L, \underline{\Omega})$ (m^{-1}) est défini comme la probabilité qu'un photon soit diffusé ou absorbé sur une distance optique L . $\sigma_{s,\lambda}(L, \underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega})$ ($m^{-1} \cdot sr^{-1}$) correspond à la section efficace différentielle de diffusion. Le couvert étant composé de diffuseurs identiques, les sections efficaces totales d'interaction et de diffusion s'expriment par :

⁴ou section efficace totale d'interaction.

$$\sigma_\lambda(L, \underline{\Omega}) = G(\underline{\Omega}) \cdot u(L) \quad (3.3)$$

$$\sigma_{s,\lambda}(L, \underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) = \frac{1}{\pi} \Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) \cdot u(L) \quad (3.4)$$

La fonction G représente la surface moyenne de feuille projetée dans la direction de visée, supposée indépendante de la profondeur, et s'exprime par :

$$G(\underline{\Omega}) = \frac{1}{2\pi} \int_{2\pi} g_l(\theta_l, \phi_l) \cdot |\underline{\Omega}_l \cdot \underline{\Omega}| \cdot d\underline{\Omega}_l \quad (3.5)$$

où $g_l(\theta_l, \phi_l)$ est la fonction de distribution des angles foliaires.

La fonction de diffusion $\Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega})$ décrit la dépendance directionnelle de la variation de l'intensité spécifique :

$$\frac{1}{\pi} \Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) = \frac{1}{2\pi} \int_{2\pi^+} g_l(\underline{\Omega}_l) \cdot |\underline{\Omega}' \cdot \underline{\Omega}_l| \cdot f(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}, \underline{\Omega}_l) \cdot d\underline{\Omega}_l \quad (3.6)$$

où $f(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}, \underline{\Omega}_l)$ est la fonction de distribution de diffusion des feuilles (voir §3.2.4.3). Pour une feuille dont la normale sortante est selon la direction $\underline{\Omega}_l$, elle représente la fraction d'énergie incidente dans la direction $\underline{\Omega}'$ qui est interceptée et rayonnée dans un angle solide autour de $\underline{\Omega}$.

3.2.2 Résolution du transfert radiatif

Une des méthodes couramment utilisée pour résoudre l'équation (3.2) consiste à décomposer la luminance totale au sein du couvert en ses composantes directionnelle et diffuse (Knyazikhin et Marshak, 1991). Les formalismes de SAIL⁵ et KUUSK⁶ d'une part, et de IAPI et NADI d'autre part, résultent d'une telle séparation de la luminance à des niveaux d'approximations différents.

On va, dans un premier temps, montrer que le modèle SAIL correspond à une approximation directionnelle du transfert radiatif. Pour cela, plaçons nous dans le cas où le rayonnement solaire incident au couvert est décrit par une intensité spécifique monodirectionnelle $I_{s,\lambda}^0$, qui se propage selon la direction $\underline{\Omega}_s = (\theta_s, \phi_s)$, et par une luminance diffuse $I_{s,\lambda}^d$ telle que :

$$I_{s,\lambda} = I_{s,\lambda}^0 \cdot \delta(\underline{\Omega} - \underline{\Omega}_s) + I_{s,\lambda}^d \quad (3.7)$$

où δ désigne la fonction Dirac.

Le sol est supposé lambertien, de facteur de réflectance spectrale $R_{s,\lambda}$.

⁵Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves

⁶la version utilisée est MCRM (Markov chain Canopy Reflectance Model)

3.2.2.1 Approximation à N -flux

Cadre général

De la même manière que pour le rayonnement incident, la luminance totale au sein du couvert est séparée deux parties : l'une "purement" directionnelle, $I_\lambda^0(L, \underline{\Omega})$, et l'autre diffuse, $I_\lambda^d(L, \underline{\Omega})$:

$$I_\lambda(L, \underline{\Omega}) = I_\lambda^0(L, \underline{\Omega}) + I_\lambda^d(L, \underline{\Omega}) \quad (3.8)$$

L'équation de transfert radiatif peut alors s'exprimer sous la forme suivante :

$$-\mu \frac{\partial I_\lambda^d(L, \underline{\Omega})}{\partial L} + G(\underline{\Omega}) \cdot I_\lambda^d(L, \underline{\Omega}) = \frac{1}{\pi} \int_{4\pi} \Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) \cdot I_\lambda^d(\underline{\Omega}') \cdot d\underline{\Omega}' + \frac{1}{\pi} \int_{4\pi} \Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) \cdot I_\lambda^0(\underline{\Omega}') \cdot d\underline{\Omega}' \quad (3.9)$$

puisque $-\mu \frac{\partial I_\lambda^0(L, \underline{\Omega})}{\partial L} + G(\underline{\Omega}) \cdot I_\lambda^0(L, \underline{\Omega}) = 0$ pour $\mu > 0$ et $\mu < 0$ (voir Annexe A).

Si l'équation (3.9) simplifie le problème initial (3.2), la résolution de la luminance liée à la diffusion multiple n'en reste pas moins complexe.

L'approximation à "deux flux"⁷ constitue une alternative pour en déterminer une solution. Elle consiste à considérer le problème du transfert radiatif au sein du couvert végétal en fonction de deux flux opposés, l'un montant et l'autre descendant (Kubelka et Munk, 1931). Soient $E_+^\lambda(L)$ et $E_-^\lambda(L)$ ces deux flux, définis par (Ishimaru, 1978 ; Myneni et al., 1989a) :

$$E_+^\lambda(L) = \int_{2\pi^+} \mu \cdot I_\lambda^d(L, \underline{\Omega}) \cdot d\underline{\Omega} = \int_0^{2\pi} d\phi \int_0^1 \mu \cdot I_\lambda^d(L, \underline{\Omega}) \cdot d\mu \quad \mu > 0 \quad (3.10)$$

$$E_-^\lambda(L) = \int_{2\pi^-} \mu \cdot I_\lambda^d(L, \underline{\Omega}) \cdot d\underline{\Omega} = \int_0^{2\pi} d\phi \int_0^1 \mu \cdot I_\lambda^d(L, \underline{\Omega}) \cdot d\mu \quad \mu < 0 \quad (3.11)$$

et soit $E_s^\lambda = |\mu_s| I_{s,\lambda}^0$ le flux directionnel solaire incident.

L'intégration sur les deux hémisphères de l'équation (3.9) conduit alors au système suivant (voir le détail des calculs et l'expression des coefficients en Annexe A) :

$$\begin{cases} \frac{\partial E_s^\lambda(L)}{\partial L} = \frac{G(\underline{\Omega})}{\mu} E_s^\lambda(L) \\ \frac{\partial E_+^\lambda(L)}{\partial L} = K_2^d \cdot E_+^\lambda(L) + (K_3^d - K_1^d) \cdot E_-^\lambda(L) + K_4^d \cdot E_s^\lambda(L) \\ -\frac{\partial E_-^\lambda(L)}{\partial L} = (K_2^u - K_1^u) \cdot E_+^\lambda(L) + K_3^u \cdot E_-^\lambda(L) + K_4^u \cdot E_s^\lambda(L) \end{cases} \quad (3.12)$$

où les indices u et v correspondent respectivement aux intégrations sur les directions montantes et descendantes.

Il coïncide avec la formulation du modèle SAIL pour le flux directionnel incident et les flux diffus, lequel considère une relation supplémentaire entre un flux directionnel E_0^λ dans la direction d'observation et les autres flux (Suits, 1972). En effet, le système (3.12) ne met en jeu

⁷ en toute rigueur, il s'agit de densité de flux énergétique qui est exprimée en $W \cdot m^{-1}$.

qu'une grandeur hémisphérique dans la direction montante, ce qui proscrit le calcul du facteur de réflectance bidirectionnelle du couvert.

Le modèle SAIL

Pour le modèle SAIL, le système à résoudre est ainsi constitué de quatre équations différentielles, par rapport à la dimension verticale du couvert :

$$\begin{cases} dE_s^\lambda/dz = k_e E_s^\lambda \\ dE_-^\lambda/dz = -s_d E_s^\lambda + a_d E_-^\lambda - \sigma_d E_+^\lambda \\ dE_+^\lambda/dz = s'_d E_s^\lambda + \sigma_d E_-^\lambda - a_d E_+^\lambda \\ dE_0^\lambda/dz = w_d E_s^\lambda + v_d E_-^\lambda + u_d E_+^\lambda - K_e E_0^\lambda \end{cases} \quad (3.13)$$

où a_d (σ_d) est le coefficient de diffusion (rétrodiffusion) du flux hémisphérique descendant (montant) (exprimé en m^{-1}); k_e est le coefficient d'extinction du flux directionnel incident, et s_d (s'_d) le coefficient de diffusion de ce flux contribuant à E_-^λ (E_+^λ); K_e est le coefficient d'extinction du flux directionnel émergent dans la direction d'observation et w_d , v_d et u_d , les coefficients de diffusion de E_s^λ , E_-^λ , et E_+^λ respectivement, pour exprimer leur contribution à E_0^λ . Ces coefficients sont complètement définis par les caractéristiques structurales du couvert (indice foliaire LAI , fonction de distribution des angles foliaires), les propriétés optiques du matériel végétal - facteurs de réflectance et de transmittance hémisphériques des feuilles - et du sol, et la géométrie d'éclairement et d'observation.

En introduisant les matrices $E_d = \begin{bmatrix} E_s^\lambda \\ E_-^\lambda \end{bmatrix}$ et $E_u = \begin{bmatrix} E_+^\lambda \\ E_0^\lambda \end{bmatrix}$, on est alors en mesure d'exprimer la relation entre les flux sortants (termes de gauche) et les flux entrants (termes de droite) par l'intermédiaire des matrices de réflectance - au sommet (R_0) et au bas (R_{z_H}) du couvert - et de transmittance - dans les directions montantes (T_u) et descendantes (T_d) (Verhoef, 1985) :

$$\begin{bmatrix} E_d(z_H) \\ E_u(0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_d & R_{z_H} \\ R_0 & T_u \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E^d(0) \\ E_u(z_H) \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

L'expression de la matrice de réflectance au sommet du couvert R_0 , pour une longueur d'onde donnée, est :

$$R_0 = \begin{bmatrix} \rho(\underline{\Omega}_s; 2\pi) & \rho_h \\ \rho(\underline{\Omega}_s; \underline{\Omega}_v) & \rho(2\pi; \underline{\Omega}_v) \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

où $\rho(\underline{\Omega}_s; 2\pi)$ est le facteur de réflectance directionnelle-hémisphérique, ρ_h le facteur de réflectance bihémisphérique, $\rho(2\pi; \underline{\Omega}_v)$ le facteur de réflectance hémisphérique-directionnelle, et $\rho(\underline{\Omega}_s; \underline{\Omega}_v)$ le facteur de réflectance bidirectionnelle.

3.2.2.2 Approximations aux ordres successifs de diffusion

Pour IAPI et NADI, l'équation de transfert radiatif est résolue en séparant les ordres successifs de la luminance diffuse, en une composante $I_\lambda^1(L, \underline{\Omega})$ correspondant au rayonnement di-

rectionnel intercepté et diffusé une fois par les feuilles, et en une composante $I_\lambda^M(L, \underline{\Omega})$ pour représenter la diffusion multiple au sein du couvert. La luminance totale s'exprime alors par $I_\lambda(L, \underline{\Omega}_v) = I_\lambda^0(L, \underline{\Omega}_v) + I_\lambda^1(L, \underline{\Omega}_v) + I_\lambda^M(L, \underline{\Omega}_v)$, où, comme précédemment, $I_\lambda^0(L, \underline{\Omega})$ désigne le rayonnement simplement diffusé par le sol (Figure 3.7). Dans ces conditions, le facteur de réflectance bidirectionnelle spectrale du couvert est la somme des contributions des trois ordres de diffusion :

$$\rho_\lambda(\underline{\Omega}_s, \underline{\Omega}) = \pi \frac{I_\lambda^0(0, \underline{\Omega}) + I_\lambda^1(0, \underline{\Omega}) + I_\lambda^M(0, \underline{\Omega})}{I_{s,\lambda}(0, \underline{\Omega}) |\mu_s|} \quad (3.16)$$

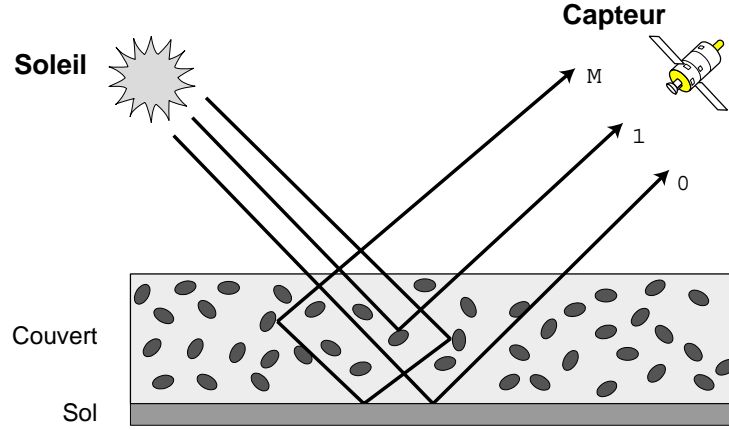


Figure 3.7 – Description du champ de rayonnement au sein du couvert (d'après Jaquinta, 1995).

A l'ordre 0, l'équation à résoudre est :

$$-\mu \frac{\partial I_\lambda^{0'}(L, \underline{\Omega})}{\partial L} + G(\underline{\Omega}) I_\lambda^{0'}(L, \underline{\Omega}) = 0 \quad (3.17)$$

La partie du rayonnement ayant pénétré jusqu'au niveau du sol selon la direction $\underline{\Omega}'$ est réfléchié dans le couvert dans un angle solide autour de $\underline{\Omega}$:

$$I_\lambda^{0'}(L_H, \underline{\Omega}) = \frac{R_{s,\lambda}}{\pi} \int_{2\pi^-} I_\lambda^{0'}(L_H, \underline{\Omega}') |\mu'| d\underline{\Omega}' \quad (3.18)$$

A l'ordre 1, le terme source de première collision est introduit :

$$-\mu \frac{\partial I_\lambda^{1'}(L, \underline{\Omega})}{\partial L} + G(\underline{\Omega}) I_\lambda^{1'}(L, \underline{\Omega}) = \frac{1}{\pi} \int_{2\pi^-} \Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) I_\lambda^{1'}(L, \underline{\Omega}') d\underline{\Omega}' \quad (3.19)$$

avec comme conditions aux limites $I_\lambda^{1'}(0, \underline{\Omega}) = I_\lambda^{1'}(L_H, \underline{\Omega}_v) = 0$.

La résolution numérique pour l'ordre M utilise une variante de la *Méthode des Ordonnées Discrètes*, supposée indépendante de l'angle d'observation, pour laquelle la propagation des photons dans le couvert est restreinte à un nombre fini de directions (Myneni et al., 1991). Afin de réduire les temps de calcul, les versions des modèles IAPI et NADI utilisées sont des versions "un angle" pour lesquelles la diffusion multiple est alors isotrope et supposée indépendante de l'angle azimutal d'observation (tout comme pour SAIL).

3.2.2.3 Le modèle KUUSK

Le modèle de chaîne de Markov résulte d'un compromis entre les deux approches précédentes (Kuusk, 1995a). De la même manière que pour SAIL, la composante de la réflectance liée à la simple diffusion du rayonnement solaire directionnel, par les feuilles et par le sol, est séparée de la composante diffuse. La première est déterminée selon l'approche adoptée par Nilson et Kuusk (1989), fondée sur la résolution de l'équation du transfert radiatif; la diffusion multiple est décrite selon SAIL.

Le calcul numérique des fonctions intégrales - que l'on retrouve dans l'expression de G , de la fonction de phase de la diffusion multiple ou encore dans celle des coefficients a , s , s' , etc. - est souvent limitant en terme de ressources informatiques. Afin d'améliorer les temps de calcul, Kuusk utilise donc des valeurs interpolées pour les doubles intégrales, tabulées par rapport à la fonction de distribution elliptique de l'orientation des feuilles. Elles peuvent conduire à des écarts significatifs avec SAIL (Kuusk, 1994).

Dans le modèle original, l'expression de la réflectance de simple diffusion tient compte de manière explicite de la réflexion spéculaire à la surface des feuilles (Kuusk, 1994). Ce phénomène sera par la suite ignoré, afin de rendre cohérente la comparaison entre les différents modèles.

3.2.3 Conditions aux limites

Dans chaque modèle, un sol lambertien de réflectance $R_{s,\lambda}$ constitue la limite inférieure du milieu végétal. La caractérisation de l'éclairement incident au couvert suscite quant à elle quelques différences.

En effet, alors que seule la composante directionnelle du rayonnement incident est considérée dans IAPI et NADI, SAIL et KUUSK considèrent que le couvert végétal est éclairé par un flux directionnel et par un flux diffus.

Dans ces conditions, le facteur de réflectance directionnelle au sommet du couvert végétal, $\rho^\lambda(\underline{\Omega}_v)$ pour SAIL, peut finalement s'exprimer en fonction de $\rho^\lambda(\underline{\Omega}_s; \underline{\Omega}_v)$ (réflectance correspondant à un éclairage directionnel $E_s^\lambda(0)$) et de $\rho^\lambda(2\pi; \underline{\Omega}_v)$ (réflectance correspondant à un éclairage diffus $E_-^\lambda(0)$) :

$$\rho^\lambda(\underline{\Omega}_v) = \rho^\lambda(\underline{\Omega}_s; \underline{\Omega}_v) \cdot skyl_\lambda + \rho^\lambda(2\pi; \underline{\Omega}_v) \cdot (1 - skyl_\lambda) \quad (3.20)$$

où $skyl_\lambda = E_s^\lambda(0) / [E_s^\lambda(0) + E_-^\lambda(0)]$ exprime la proportion d'éclairement "direct" par rapport à l'éclairement total, à la longueur d'onde λ .

De même, le calcul de la réflectance directionnelle du couvert végétal s'exprime par la relation (3.20) pour KUUSK, dans laquelle les flux diffus d'illumination et de diffusion multiple au sein du couvert ne sont pas séparés. En revanche, la dépendance spectrale du rapport entre éclairage diffus et éclairage total dépend du facteur de turbidité⁸ β , selon la relation $(1 - skyl_\lambda) =$

⁸Angström turbidity coefficient.

$a_0(\lambda) + \beta \cdot \gamma(\lambda) \cdot \lambda^{-1.4}$ où les fonctions $a_0(\lambda)$ et $\gamma(\lambda)$ sont tabulées pour le domaine visible, et pour un angle zénithal solaire compris entre 30 et 60° (Kuusk, 1994).

3.2.4 Structure du couvert végétal

3.2.4.1 Indice d'agrégation

La transmittance du couvert est décrite par la fraction de trous monodirectionnelle $P_0(L, \underline{\Omega}_v)$, qui correspond à la fraction de sol vue dans la direction de visée. C'est une fonction exponentielle de l'indice foliaire à une hauteur z donnée (d'après la relation (3.17)) :

$$P_0(L, \underline{\Omega}_v) = \exp[-G(\underline{\Omega}_v) \cdot L \cdot \Omega_z / |\mu|] \quad (3.21)$$

le terme Ω_z désignant l'indice d'agrégation⁹ qui caractérise la structure de la distribution spatiale des feuilles (Nilson, 1971).

Dans le cas général où la distribution des feuilles est aléatoire, $\Omega_z = 1$. Un tel modèle architectural suit une loi de Poisson (Kuusk, 1995b) et est adapté aux couverts denses homogènes pour lesquels les feuilles de plantes différentes sont entrelacées. Ainsi dans SAIL et IAPI, ce paramètre n'est pas pris en compte.

En revanche, $\Omega_z < 1$ correspond à une répartition non homogène des feuilles comme dans les forêts de conifères où les aiguilles sont agglomérées. La distribution spatiale des feuilles dans le couvert végétal est ainsi considérée différemment dans KUUSK et NADI.

Description Markovienne de l'architecture - KUUSK

L'indice d'agrégation est ici adapté afin de prendre en compte la corrélation entre les positions des feuilles de couches successives d'altitudes z_i et z_{i+1} , décrite par le paramètre de Markov λ_z , $\lambda_z = 1$ correspondant à la structure de Poisson. Le modèle de chaîne de Markov est ainsi supposé mieux décrire les variations de réflectance directionnelle observées dans les couverts comportant de longues feuilles verticales appartenant à différentes couches (mais par exemple) (Kuusk, 1995b).

Description discrète de l'architecture - NADI

La représentation statistique du milieu végétal dans le cas du modèle semi-discret NADI, s'écarte du concept milieu turbide car elle reconnaît de manière explicite la taille finie des éléments diffusants (Gobron et al., 1997a). Le couvert est stratifié en un certain nombre de couches afin de décrire sa structure verticale de manière discrète : chaque couche k est constituée de n_k feuilles de surface a_k (les feuilles sont assimilées à des disques de rayon r). La probabilité de trous monodirectionnelle au niveau z_k s'écrit alors selon ce formalisme :

$$P_0(L_k, \underline{\Omega}_v) = \left[1 - L_k \frac{G(\underline{\Omega}_v)}{|\mu|} \right]^k \quad (3.22)$$

⁹clumping index.

avec L_k l'indice de surface foliaire de la couche k .

Il est à noter que lorsque le nombre de couches tend vers l'infini et que les surfaces foliaires tendent vers zéro, l'équation (3.22) se ramène au cas turbide (équation (3.21), avec $\Omega_z = 1$). La valeur de la densité moyenne du nombre de feuilles n_v est imposée par le système : $n_v = LAI/r^2\pi H_c$.

3.2.4.2 Effet d'opposition

La taille finie des éléments foliaires rend l'équation de transfert radiatif (3.2) inadéquate à représenter le phénomène d'opposition. La prise en compte du *hot spot* est alors effectuée par la correction des premiers ordres de diffusion concernant un éclairage directionnel. Sa contribution au rayonnement diffus est négligée.

Dans SAIL et KUUSK, l'approche consiste à modifier plus spécifiquement l'expression de la fraction de trous bidirectionnelle $P_0(\underline{\Omega}_s, \underline{\Omega}_v)$ par le terme correctif C_{hs} , afin d'intégrer la dépendance directionnelle entre les photons entrants et les photons émergents du couvert (Kuusk, 1985 ; Kuusk, 1990 ; Kuusk, 1991c). La fraction de trous bidirectionnelle¹⁰ $P_0(\underline{\Omega}_s, \underline{\Omega}_v)$ s'exprime alors en fonction des fonctions de trou monodirectionnelles selon $\underline{\Omega}_s$ et $\underline{\Omega}_v$:

$$P_0(\underline{\Omega}_s, \underline{\Omega}_v) = P_0(\underline{\Omega}_s) \cdot P_0(\underline{\Omega}_v) \cdot C_{hs} \quad (3.23)$$

où :

$$\begin{cases} C_{hs} &= \exp \left\{ LAI \cdot s_l \cdot \sqrt{\frac{G_{eff}(\underline{\Omega}_s) \cdot G_{eff}(\underline{\Omega}_v)}{\mu_s \cdot \mu_v}} \frac{1 - e^{-\frac{\Delta(r_s, r_v)}{s_l}}}{\Delta(r_s, r_v)} \right\} \\ \Delta(r_s, r_v) &= \sqrt{1/\mu_s^2 + 1/\mu_v^2 - 2 \cos g / (\mu_s \cdot \mu_v)} \end{cases} \quad (3.24)$$

avec $\mu_i = \cos \theta_i$ ($i=s, v$), g l'angle de phase et s_l le paramètre de *hot spot* défini comme le rapport entre la longueur moyenne des feuilles d_f et la hauteur du couvert H_c . Les fonctions G_{eff} correspondent aux facteurs géométriques effectifs qui tiennent compte, ou non, de la structure Markovienne du couvert.

Dans IAPI et NADI, la description analytique du *hot spot* découle de l'approche physique adoptée par Verstraete (Verstraete et al., 1990 ; Hapke, 1993) qui consiste à modifier le coefficient d'extinction (la relation (3.3) n'est valide strictement qu'aux angles de phase nuls) pour prendre en compte la variation directionnelle de la transmission du rayonnement avec l'angle d'illumination (Figure 3.8). La transmission n'étant affectée dans la direction d'observation que dans le volume V_2 , le chemin optique des photons se propageant selon $\underline{\Omega}_v$ est une fraction de L définie par : $\zeta = LV_2(\underline{\Omega}_s, \underline{\Omega}_v, L)/V(\underline{\Omega}_v, L)$. Le coefficient d'extinction modifié s'exprime alors par $\sigma_\lambda(L, \underline{\Omega}_v) = G(\underline{\Omega}_v) \cdot d\zeta$, ou encore $\sigma_\lambda(L, \underline{\Omega}_v) = G(\underline{\Omega}_v) \cdot h \cdot dL$.

¹⁰La fraction de trous bidirectionnelle correspond à la fraction de sol éclairé selon Ω_s et vu dans la direction de visée.

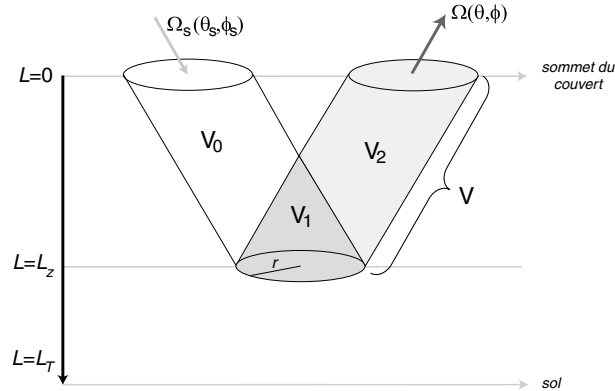


Figure 3.8 – Géométries d'illumination et d'observation pour la description du phénomène de *hot spot* (d'après Iaquinata, 1995).

Le terme correctif h , qui permet la représentation du phénomène d'opposition, est intégré à l'équation de transfert radiatif, pour les ordres 0 et 1 de diffusion. Il dépend de la structure du couvert (densité de surface foliaire, diamètre équivalent des feuilles d_f , hauteur H_c du couvert, distribution des angles foliaires) ainsi que des géométries d'observation et d'illumination. En particulier, h est une fonction du rayon des taches solaires r à une profondeur L_z donnée, qui est complètement déterminé par la fonction G et la direction d'illumination (Gobron et al., 1997a).

3.2.4.3 Propriétés diffusantes des feuilles

Pour les quatre modèles, la diffusion des feuilles suit un modèle bi-lambertien dans lequel une partie de l'énergie incidente interceptée est réémise selon une distribution en cosinus autour de la normale aux feuilles (Figure 3.9a), une autre partie est transmise de la même manière de l'autre coté des feuilles, la partie résiduelle étant absorbée :

$$f(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}_v, \underline{\Omega}_l) = \begin{cases} \rho_l |\underline{\Omega}_v \cdot \underline{\Omega}_l| / \pi & \text{si } (\underline{\Omega}_v \cdot \underline{\Omega}_l) (\underline{\Omega}' \cdot \underline{\Omega}_l) < 0 \\ \tau_l |\underline{\Omega}_v \cdot \underline{\Omega}_l| / \pi & \text{si } (\underline{\Omega}_v \cdot \underline{\Omega}_l) (\underline{\Omega}' \cdot \underline{\Omega}_l) > 0 \end{cases} \quad (3.25)$$

La diffusion spéculaire à la surface des feuilles n'est pas prise en compte.

Les mesures expérimentales mettent en évidence les limites de ce modèle "simpliste" (Figure 3.9b). Si elles montrent un comportement isotrope pour la transmittance, la distribution spatiale de la réflectance dépend fortement de l'angle d'incidence - la composante du rayonnement due à la réflexion spéculaire augmente avec l'angle d'incidence - et de la longueur d'onde (Despan et Jacquemoud, 2002).

A l'heure actuelle, l'état des connaissances sur les caractéristiques de diffusion des feuilles est encore restreint et le modèle bi-lambertien reste largement utilisé. Hormis quelques travaux (Brakke et al., 1989 ; Baranoski et Rokne, 1999), il n'existe pas de modèle réaliste (et simple) de réflectance bidirectionnelle des feuilles, et ce malgré le fait qu'elles représentent les principaux éléments du couvert qui participent à sa réflectance (Jacquemoud et Ustin, 2001).

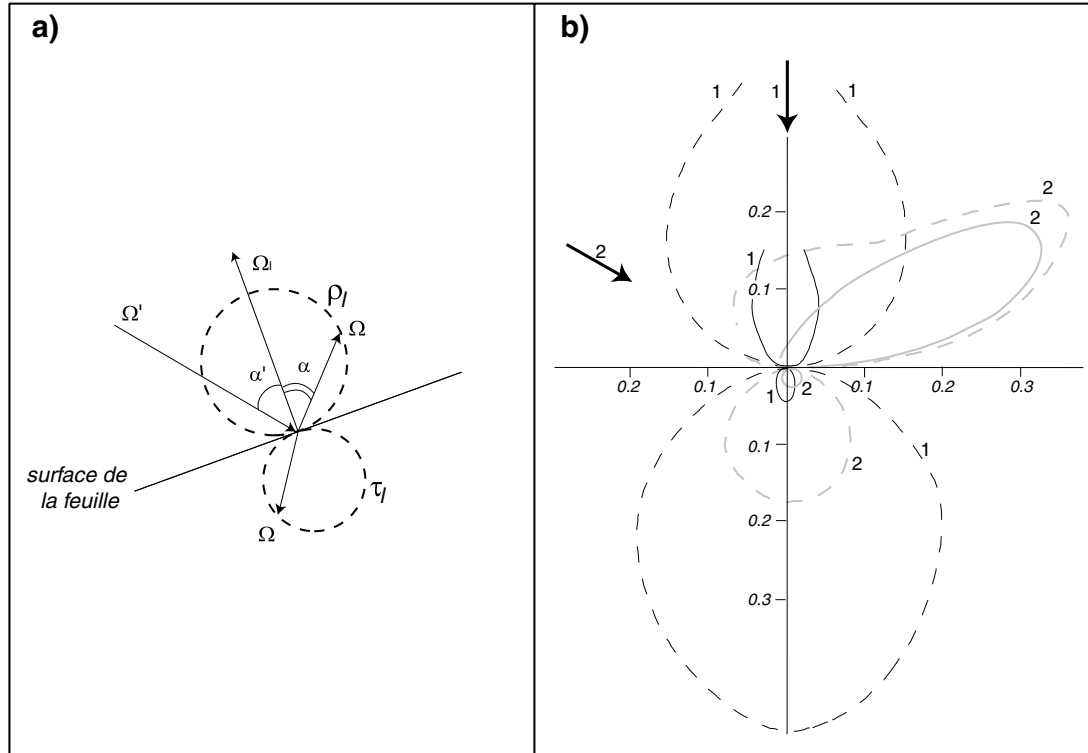


Figure 3.9 – a) Modèle de réflectance bi-lambertien des feuilles. b) Exemple de distribution angulaire du rayonnement diffusé par une feuille de maïs (*Zea mays*) dans le bleu (485 nm, ligne continue) et dans le rouge (731 nm, pointillés) pour deux angles d'incidence : 0° et 60° (respectivement 1, noir, et 2, gris) (d'après Ross, 1975).

3.2.5 Orientation des feuilles

La disposition des feuilles est une composante essentielle de la structure du couvert végétal conditionnant l'interception et la diffusion du rayonnement électromagnétique. La fonction de distribution des angles foliaires $g_l(\vartheta_l, \phi_l)$ intervient en effet dans l'expression même des coefficients d'extinction (3.3) par l'intermédiaire de la fonction G , ou de la fonction de diffusion (3.6). Les quatre modèles de réflectance des couverts végétaux considérés supposent une orientation des feuilles uniforme en azimut.

3.2.5.1 Généralités

Différents concepts conduisent à la formulation des fonctions décrivant les orientations foliaires observables. Ils nécessitent d'être plus amplement explicités. Tout d'abord deux types de distributions angulaires se rencontrent dans la littérature (Sinoquet et Andrieu, 1993) :

- la fonction de distribution des orientations des normales à la surface des feuilles $g_l^*(\vartheta_l, \phi_l)$ représente la fraction de surface foliaire dont la normale est comprise dans l'angle solide $d\Omega_l$ autour de la direction $\underline{\Omega}_l$. Elle est définie comme

$$\int_0^{2\pi} g_l^*(\vartheta_l, \phi_l) \cdot d\Omega_l = 1, \text{ soit } \int_0^{2\pi} g_l^*(\vartheta_l, \phi_l) \cdot \sin \vartheta_l \cdot d\vartheta_l \cdot d\phi_l = 1 \quad (3.26)$$

- la fonction de distribution des angles foliaires $g_l(\vartheta_l, \phi_l)$ caractérise le pourcentage de surface foliaire dont l'angle entre la verticale et la normale aux faces supérieures des feuilles est compris entre ϑ_l et $\vartheta_l + d\vartheta_l$, et dont l'azimut est compris entre ϕ_l et $\phi_l + d\phi_l$:

$$\int_0^{2\pi} g_l(\vartheta_l, \phi_l) \cdot d\vartheta_l \cdot d\phi_l = 1 \quad (3.27)$$

Si la distribution des feuilles n'a pas d'orientation azimutale préférentielle (ce qui est une bonne approximation dans la plupart des cas), la connaissance de ϑ_l suffit souvent à décrire la fonction de distribution : $g(\vartheta_l) \equiv g(\vartheta_l, \phi_l)$ (Ross, 1981). On a alors par définition : $\int_0^{2\pi} g_l(\vartheta_l) \cdot d\vartheta_l = 1$ et $\int_0^{2\pi} g_l^*(\vartheta_l) \cdot \sin \vartheta_l \cdot d\vartheta_l = 1$.

De Wit (1965) a suggéré quatre distributions types : planophile, érectophile, plagiophile et extrémophile (cf §1.1.3.1.1). Les distributions uniforme et sphérique (Bunnik, 1978) sont aussi couramment utilisées. Ces différentes distributions, supposées décrire la plupart des orientations foliaires, restent toutefois schématiques. En particulier, les distributions “extrêmes” (érectophile, planophile, extrémophile) ne se rencontreraient pas dans la nature (Ross, 1981 ; Ross et Marshak, 1989) !

Différentes formulations mathématiques ont été établies pour décrire l'orientation des feuilles : fonctions trigonométriques (Lemeur, 1973 ; Bunnik, 1981), distributions Beta (Goel et Strebel, 1984), ellipsoïdale (Campbell, 1986 ; Campbell, 1990), ou elliptique (Kuusk, 1991c), par exemple. (Figure 3.10 et Tableau 3.2).

Le choix d'une en particulier est guidé par sa capacité à représenter la gamme des distributions d'angles foliaires observables, mais aussi par la possibilité d'interpréter physiquement ses paramètres d'entrée. Ainsi, le manque de souplesse des fonctions trigonométriques, qui ne peuvent décrire que des distributions types, les rend inadéquates pour l'inversion. Elles risquent en effet de trop contraindre le problème, en particulier si l'on s'intéresse à caractériser l'orientation foliaire. Les fonctions Beta, ellipsoïdale ou elliptique, apparaissent alors plus appropriées. La fonction de distribution Beta dépend de l'angle d'inclinaison foliaire ϑ_l , et de deux paramètres, μ et ν , qui n'ont pas de sens physique :

$$g_l(\vartheta_l, \mu, \nu) = \frac{1}{(\pi)(\pi/2)} \frac{\Gamma(\mu + \nu)}{\Gamma(\mu)\Gamma(\nu)} \left(1 - \frac{\vartheta_l}{\pi/2}\right)^{\mu-1} \left(\frac{\vartheta_l}{\pi/2}\right)^{\nu-1} \quad (3.28)$$

Au contraire, la distribution ellipsoïdale présente l'avantage d'être simplement caractérisée par un angle moyen d'inclinaison foliaire $\overline{\vartheta}_l$. C'est donc cette distribution que nous avons adoptée.

3.2.5.2 Distributions ellipsoïdale et elliptique

L'orientation des surfaces foliaires dans les modèles SAIL, IAPI et NADI, est décrite par la fonction de distribution ellipsoïdale (Campbell, 1986 ; Campbell, 1990) (dans leur version d'origine, les modèles IAPI et NADI prennent en compte cinq des six distributions standard définies par Bunnik) ; dans le modèle KUUSK, elle est décrite par la fonction de distribution

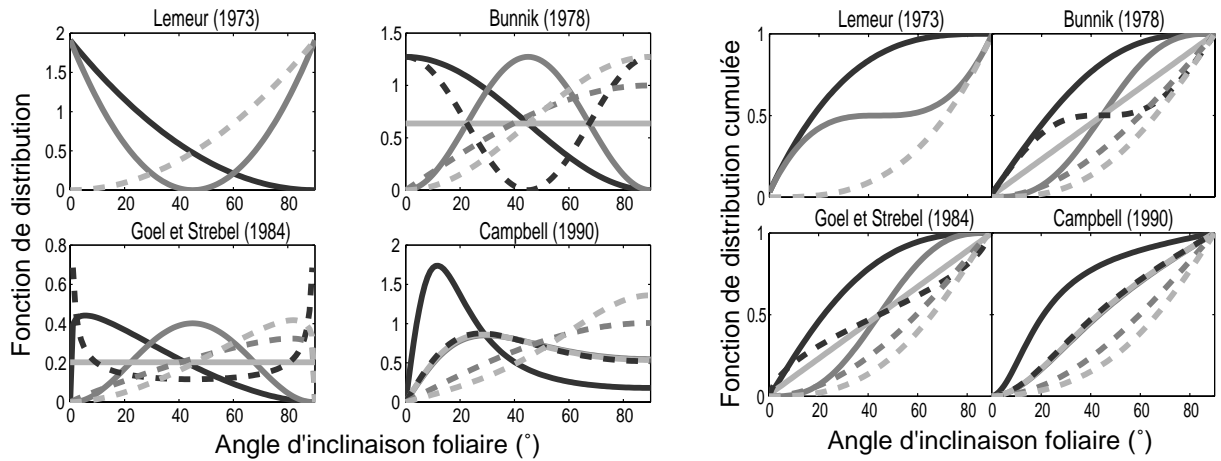


Figure 3.10 – Fonctions de distribution des angles d'inclinaison foliaire pour les couverts planophile (—), plagiophile (—), uniforme (---), extrêmophile (-.-), sphérique (....) et érectophile (-.-).

Distribution	Lemeur (1973)	Bunnik (1978)	Beta		Ellipsoïdale
	ϑ_l en rad	ϑ_l en rad	μ	ν	$\bar{\theta}_l$ (°)
planophile	$g(\vartheta_l) = \frac{3\vartheta_l^2}{(\pi/2)^3} - \frac{6\vartheta_l}{(\pi/2)^2} + \frac{6}{\pi}$	$g(\vartheta_l) = \frac{2}{\pi} [1 + \cos 2\vartheta_l]$	2.773	1.174	28.5°
plagiophile	$g(\vartheta_l) = \frac{12\vartheta_l^2}{(\pi/2)^3} - \frac{12\vartheta_l}{(\pi/2)^2} + \frac{6}{\pi}$	$g(\vartheta_l) = \frac{2}{\pi} [1 - \cos 4\vartheta_l]$	3.326	3.326	45.6°
uniforme	-	$g(\vartheta_l) = \frac{2}{\pi}$	1	1	45.3°
extrêmophile	-	$g(\vartheta_l) = \frac{2}{\pi} [1 + \cos 4\vartheta_l]$	0.433	0.433	44.7°
sphérique	-	$g(\vartheta_l) = \sin \vartheta_l$	1.102	1.930	57°
érectophile	$g(\vartheta_l) = \frac{3\vartheta_l^2}{(\pi/2)^3}$	$g(\vartheta_l) = \frac{2}{\pi} [1 - \cos 2\vartheta_l]$	1.174	2.773	61.3°

Table 3.2 – Fonctions de distribution des angles foliaires de Lemeur et de Bunnik, et paramètres de la distribution Beta et de la distribution ellipsoïdale.

elliptique (Kuusk, 1991c par exemple). La raison pour laquelle le modèle KUUSK ne prend pas en compte la distribution ellipsoïdale est que les formules d'interpolations, utilisées pour le calcul numérique des fonctions intégrales, découlent de la distribution elliptique.

Distribution ellipsoïdale

Dans l'approche ellipsoïdale, les angles d'inclinaison des feuilles sont supposés être distribués comme les éléments d'aire à la surface d'un ellipsoïde de révolution. La compression ou l'étirement de cet ellipsoïde permet de représenter une large gamme de distributions d'angles foliaires observables.

Soit ϑ_l l'angle d'inclinaison d'une aire élémentaire dA du feuillage (Figure 3.11), la fonction de distribution des angles foliaires s'exprime alors par :

$$g_l(\vartheta_l) = \frac{dA}{A} d\vartheta_l \quad (3.29)$$

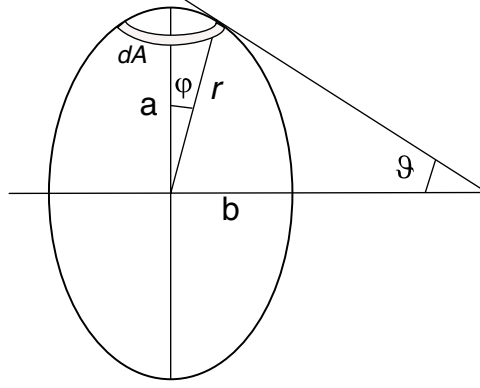


Figure 3.11 – Vue en coupe d'un ellipsoïde. L'aire dA est formée par rotation autour de l'axe vertical, à la distance r , de la surface comprise entre φ et $\varphi + d\varphi$ qui intercepte l'ellipsoïde. L'angle φ représente l'angle zénithal d'incidence du rayonnement lumineux dans le couvert végétal (d'après Campbell, 1990).

Soit χ définie par $\chi = b/a$ (a et b étant les deux demi-axes de l'ellipsoïde). La fonction de distribution des angles foliaires ellipsoïdale est alors (Campbell, 1990) :

$$g_l(\vartheta_l) = \frac{2\chi^3 \sin \vartheta_l}{\Lambda(\cos^2 \vartheta_l + \chi^2 \sin^2 \vartheta_l)^2} \quad (3.30)$$

où $\Lambda = \chi + 1.744(\chi + 1.182)^{-0.733}$ et χ est exprimée par la relation empirique $\chi = \left(\frac{\bar{\theta}_l}{9.65}\right)^{-\frac{1}{1.65}} - 3$. L'angle moyen d'inclinaison des feuilles $\bar{\theta}_l$ est exprimé en radians et défini par $\bar{\theta}_l = \int_0^{\pi/2} \vartheta_l g_l(\vartheta_l) d\vartheta_l$.

Le calcul des fréquences relatives correspondantes est effectué pour 9 classes d'angles, ϑ_l variant de 5° à 85° avec un pas de 5° . Les différences de résultats infimes obtenus entre cette distribution et celle définie par 13 classes d'angles préconisée par Verhoef (1984) justifie cette hypothèse, qui conduit en outre à un gain en temps de calcul non négligeable (Jacquemoud et al., 1998).

Distribution elliptique

La fonction de distribution elliptique a été construite dans le but de généraliser la distribution ellipsoïdale, par l'inclinaison des axes principaux de l'ellipse d'un angle modal θ_m (Kuusk, 1995a ; Kuusk, 1996). Toutefois dans cette approche, les angles d'inclinaison foliaires sont supposés être proportionnels à la distribution des rayons de l'ellipse, c'est à dire que (Kuusk, communication personnelle) :

$$g_l(\vartheta_l) \sim \frac{dr}{r} d\vartheta_l \quad (3.31)$$

Selon ce formalisme, la fonction de distribution des orientations des normales à la surface des feuilles $g_l^*(\vartheta_l)$ est alors :

$$g_l^*(\vartheta_l) = \frac{B_g}{\sqrt{1 - \varepsilon^2 \cos^2(\vartheta_l - \theta_m)}} \quad (3.32)$$

où B_g est un facteur de normalisation et ε l'excentricité de l'ellipsoïde telle que $\varepsilon = \sqrt{1 - \frac{a^2}{b^2}}$ avec b son demi-grand axe. Selon le cas, on a donc $\varepsilon = \sqrt{1 - \chi^2}$ ou $\varepsilon = \sqrt{1 - 1/\chi^2}$.

Les formules analytiques pour le calcul de la fonction de phase et de la fonction G (voir §3.2.2.3) ont été établies pour les valeurs de $\theta_m \in [0^\circ; 90^\circ]$ et de $eln \in [0; 10]$, le paramètre eln étant lié à l'excentricité par la relation $eln = -\ln(1 - \varepsilon)$.

Les relations (3.29) et (3.31) impliquent que les deux distributions - ellipsoïdale et elliptique - ne sont pas strictement comparables. En particulier, il n'existe pas de jeux de valeurs pour eln et θ_m correspondants à $\bar{\theta}_l$, tels que $g_l(\bar{\theta}_l) = g_l(eln, \theta_m)$. Par la suite, on adoptera la convention suivante pour rendre les distributions aussi proches que possibles : les valeurs de eln et θ_m dérivent de celles de $\bar{\theta}_l$ et de χ , selon le formalisme de la distribution ellipsoïdale, telles que $\theta_m = 90^\circ$ si $0 \leq \chi \leq 1$, et $\theta_m = 0^\circ$ si $1 < \chi < \infty$ (Table 3.3). On remarque alors (Figure 3.12) que la distribution elliptique s'écarte de la distribution ellipsoïdale dans les cas extrêmes, et plus particulièrement pour les couverts planophiles (Kuusk, 1994).

$\bar{\theta}_l$	eln	θ_m
9°	5.113	0°
21°	3.577	0°
33°	2.499	0°
45°	1.479	0°
57°	0	0°
69°	1.884	90°
81°	3.872	90°

Table 3.3 – Correspondance entre les valeurs de $\bar{\theta}_l$ et de $eln - \theta_m$.

3.2.6 Validité des modèles

Les quatre modèles de réflectance des couverts végétaux présentés précédemment - SAIL, KUUSK, IAPI et NADI - décrivent le transfert radiatif dans un milieu turbide. Ils sont donc plus aptes à décrire des couverts horizontalement homogènes et denses, pour lesquels la contribution au champ de rayonnement des éléments autres que les feuilles peut être négligée. Une meilleure connaissance de la réflectance du sol sous-jacent doit permettre de représenter d'autant mieux les niveaux de réflectance au sommet d'une végétation plus éparse.

L'hétérogénéité de la structure verticale du couvert peut être introduite dans les modèles KUUSK (par l'intermédiaire du paramètre de Markov λ_z) et NADI, qui considèrent un empilement de plusieurs couches homogènes. En revanche, la version du modèle SAIL utilisé et IAPI ne considèrent qu'une couche de végétation verticalement homogène.

La prise en compte du phénomène d'opposition, dû à l'ombrage mutuel des feuilles, peut conduire à la violation du concept "milieu turbide". Selon les formalismes utilisés, cet effet est d'autant plus marqué (le pic de réflectance autour de la direction rétro-solaire est plus étroit) que le diamètre moyen des feuilles d_l est du même ordre de grandeur que H , la hauteur du couvert.

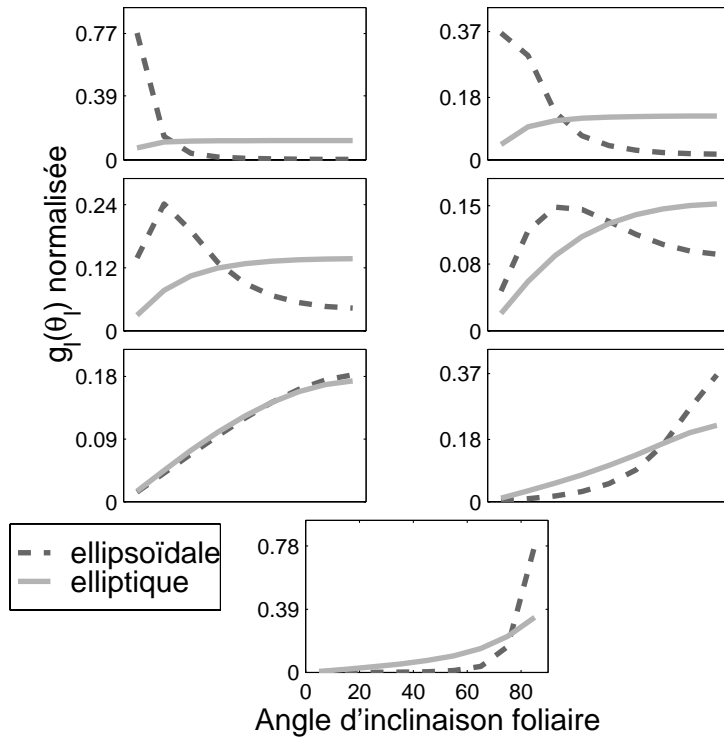


Figure 3.12 – Fonctions de distribution ellipsoïdale et elliptique pour les valeurs de leur paramètres d'entrée fournies dans le Tableau 3.3 et pour les 9 classes d'angles d'inclinaison foliaire ϑ_l considérées. Les valeurs des fonctions sont normalisées, c'est à dire que l'on a reporté sur le graphe : $g_l(\vartheta_l) / \sum_{i=1}^9 g_l(\vartheta_i)$ pour la distribution ellipsoïdale ; $g_l^*(\vartheta_l) \times \sin(\vartheta_l) / \sum_{i=1}^9 [g_l^*(\vartheta_i) \times \sin(\vartheta_i)]$ pour la distribution elliptique.

Dans ce cas, le paramètre de *hot spot* implémenté dans KUUSK ou SAIL est $s_l = \frac{d}{H_c} \simeq 1$. Cette situation est en contradiction avec l'hypothèse initiale selon laquelle la taille des feuilles est petite par rapport à la dimension verticale du couvert.

De plus, l'inclusion du phénomène de *hot spot* est effectuée, pour tous les modèles, par la modification des coefficients d'extinction pour les premiers ordres de diffusion. Cela entraîne une violation du principe de conservation de l'énergie lumineuse lors de sa propagation dans le couvert (Knyazikhin et al., 1998). Ainsi, s'ils sont capables de simuler les variations de réflectances observables, les modèles sont en revanche inaptes à représenter correctement les proportions d'absorption, de réflectance et de transmittance dans un couvert végétal. Cet aspect pourrait limiter leur utilisation opérationnelle en inversion d'après ce même auteur.

3.2.7 Intercomparaison des quatre modèles

3.2.7.1 Etudes de cas en télédétection

Un nouveau modèle, lorsqu'il est publié dans la littérature, est généralement validé par rapport à des données expérimentales (Asrar et al., 1989b; Nilson et Kuusk, 1989; Kuusk, 1994). L'adéquation entre les réflectances simulées et les mesures est évaluée pour quelques configurations directionnelles et spectrales (le plus souvent dans le plan principal, et dans le rouge et le

proche infrarouge), en fixant les différentes variables d'entrée à des valeurs mesurées ou estimées pour le couvert étudié. Ces tests ne se basent donc que sur l'aptitude des modèles à restituer la réflectance d'un couvert particulier. Leur validité est toutefois limitée dans la mesure où des facteurs non ou mal pris en compte peuvent affecter les niveaux de réflectance mesurés (flux incident diffus, organes végétaux autres que les feuilles), mais aussi à cause du bruit instrumental. De plus, ces études comparatives ne révèlent souvent pas le comportement "interne" des phénomènes modélisés. La "validation" d'un modèle s'oriente donc de plus en plus vers la comparaison avec des modèles existants : modèles unidimensionnels (Goel, 1988 ; Kuusk, 1994 ; Iaquina et Pinty, 1994 ; Jacquemoud et al., 2000), ou tridimensionnels (Kuusk, 1995b ; Gobron et al., 1997a) supposés représenter le champ de rayonnement d'un couvert, et simuler sa réflectance, avec plus de précision.

Plus récemment, un projet d'intercomparaison de modèles a vu le jour. Il s'agit du projet RAMI¹¹ dont l'objectif est de fournir des couverts "types" pour le développement et la validation de modèles (Pinty et al., 2001). A la différence des études précédentes, la comparaison n'est pas uniquement effectuée par rapport aux données radiométriques simulées, mais aussi, pour les modèles tridimensionnels, vis-à-vis du profil d'absorption représenté dans une couche de végétation.

Un autre facteur influençant l'utilisation opérationnelle d'un modèle de réflectance des couverts végétaux, hormis son "adéquation" aux données radiométriques, est le temps de calcul. Peu de travaux ont comparé des modèles dans cette optique. Jacquemoud et al. (2000) rapportent notamment la comparaison de PROSAIL, PROKUUSK, PROSIAPI et PRONADI, en inversion sur des spectres de réflectances mesurés par l'instrument MIVIS, pour des cultures de maïs et de soja. Un algorithme itératif de type quasi-Newton a été employé. Il apparaît, en dehors de leur capacité respective à restituer les variables biophysiques des couverts par inversion, que les modèles IAPI et NADI entraînent des temps de calcul prohibitifs avec cette méthode d'inversion.

On peut globalement conclure de l'intercomparaison de modèles de transfert radiatif, que des modèles considérant les mêmes phénomènes majeurs, fournissent des résultats similaires en terme d'estimation de la réflectance des couverts végétaux (Kuusk, 1994). Ces études ne permettent toutefois pas d'explicitier la provenance des différences observées.

Avant d'aborder l'analyse de sensibilité des modèles décrits précédemment, nous allons les comparer en confrontant les réflectances simulées pour un couvert particulier, dans quelques configurations d'observation.

3.2.7.2 Comparaison des modèles

Les modèles de transfert radiatif SAIL, KUUSK, IAPI et NADI, couplés au modèle de propriétés optiques des feuilles PROSPECT (3.6), sont renommés PROSAIL, PROKUUSK, PROSIAPI et PRONADI. Ils requièrent les variables d'entrée suivants :

¹¹ **RA**diation transfer Model Intercomparaison

variables relatives à la biochimie et à la structure des feuilles :

- le paramètre de structure : $N \in [1; 3]$ pour les feuilles fraîches ; $N \in [1.5; 3.6]$ pour les feuilles sèches (valeurs issues de LOPEX93).
- la teneur en chlorophylle $a+b$: $C_{ab} \in [0; 100] \mu\text{g.cm}^{-2}$.
- la teneur en matière sèche : $C_m \in [0.002; 0.02] \text{g.cm}^{-2}$.
- la teneur ou épaisseur équivalente en eau : $C_w \in [0.004; 0.04] \text{cm}$ pour les feuilles fraîches ; $C_w \in [0.000063; 0.0009] \text{cm}$ pour les feuilles sèches.

variables relatives à la structure du couvert :

- l'indice de surface foliaire LAI ,
- la distribution des angles foliaires. Elle est calculée à partir de l'angle moyen d'inclinaison des feuilles $\bar{\theta}_l$ dans SAIL, IAPI et NADI (distribution ellipsoïdale), et à partir de l'angle modal θ_m et du paramètre eln pour KUUSK (distribution elliptique). $\bar{\theta}_l \in [0^\circ; 90^\circ]$; $\theta_m \in [0^\circ; 90^\circ]$ et $eln \in [0; 10]$.
- le paramètre de *hot spot*. Dans SAIL et KUUSK, il est entré directement sous la forme du rapport entre le diamètre moyen des feuilles et la hauteur du couvert $s_l = \frac{d_f}{H_c}$; dans IAPI et NADI, il est calculé à partir de d_f et H_c . $s_l \in [0; 1]$.
- la paramètre de brillance du sol. On a choisi (arbitrairement) $\alpha_{soil} \in [0.5; 2]$.

Leur aptitude à simuler les réflectances bidirectionnelles et spectrales a été déterminée pour un couvert de référence défini par le jeu de variables suivant : $N = 1.5$, $C_{ab} = 40 \mu\text{g.cm}^{-2}$, $C_m = 0.01 \text{g.cm}^{-2}$, $C_w = 0.015 \text{cm}$, $LAI = 2$, distribution des angles foliaires sphérique ($\bar{\theta}_l = 57^\circ$; $(\theta_m, eln) = (0^\circ, 0)$), $s_l = 0.25$ (soit $d_f = 0.1$ et $H_c = 0.4$ pour PROSAIL et PRO-NADI), et $\alpha_{soil} = 1.2$. Nous avons décidé de conserver le calcul de la fraction diffuse de l'éclairement pour PROSAIL et PROKUUSK, qui fait partie intégrante de ces modèles, même si les phénomènes n'y sont pas décrits de manière strictement comparable. Les paramètres auxiliaires relatifs à la partie diffuse de l'éclairement ont donc été fixés à $vis = 100 \text{ km}$, pour PROSAIL, et $\beta = 0.08$, pour PROKUUSK, afin de minimiser son influence, déjà peu importante, sur la réflectance. Le spectre de réflectance du sol lambertien sous-jacent correspond à une moyenne de 564 spectres mesurés sur différents types de sols (Price, 1990). Les simulations ont été effectuées dans le plan principal et pour un angle d'éclairement solaire $\theta_s = 30^\circ$ (Figure 3.13).

La Figure 3.13a montre une assez bonne cohérence des modèles tant spectrale que directionnelle. Les différences apparaissent dans tous les domaines spectraux (Figures 3.13c et 3.13d) : dans le visible, malgré la forte absorption du rayonnement lumineux par les chlorophylles (prise en compte par le même modèle, PROSPECT), dans le proche et le moyen infrarouge pour lesquels la diffusion multiple, liée à la prise en compte de la structure du couvert, est plus importante. C'est PROKUUSK qui présente les écarts les plus significatifs par rapport au spectre de réflectance moyen. La comparaison directionnelle met en évidence une plus grande divergence des

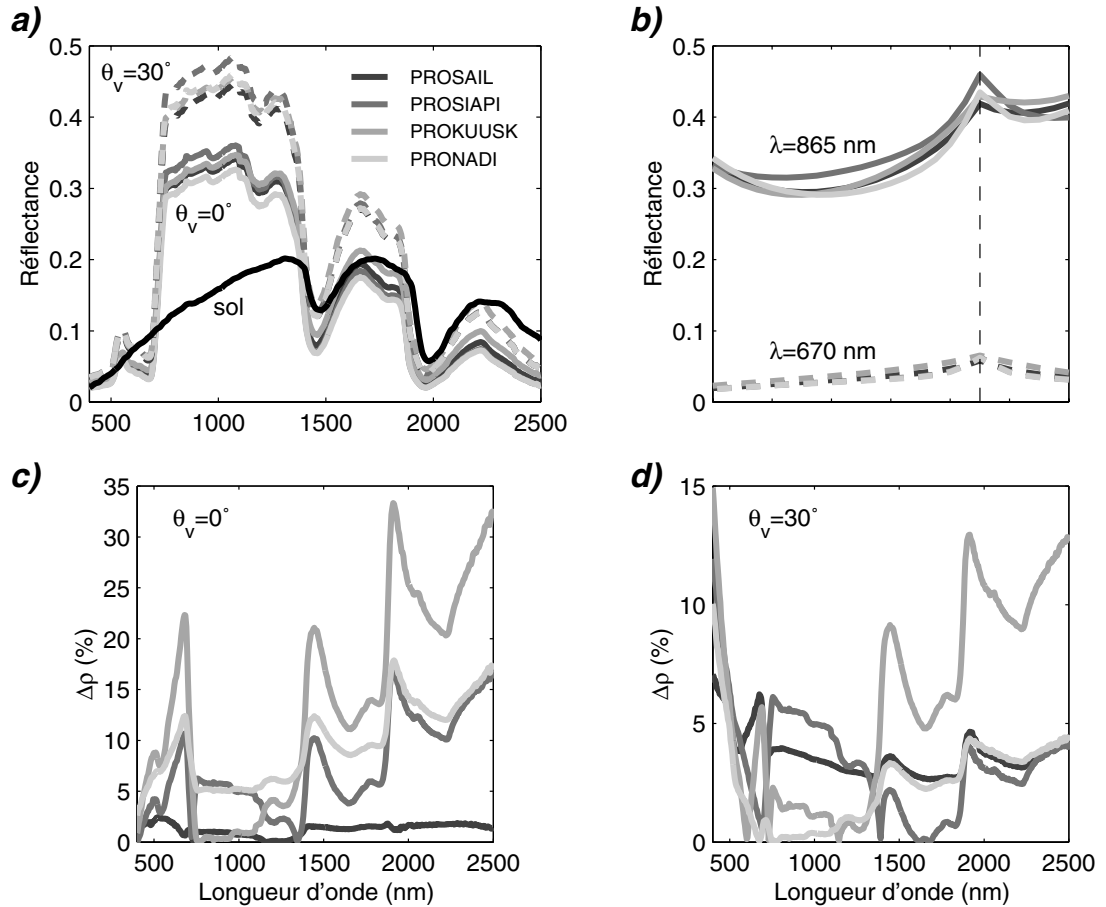


Figure 3.13 – Réflectances **a)** spectrale pour une visée au nadir ($\theta_v = 0^\circ$) et dans la direction du *hot spot* ($\theta_v = 30^\circ$), ainsi que le spectre de réflectance du sol sous-jacent, et **b)** directionnelle à 670 et 865 nm, simulée par PROSAIL, PROKUUSK, PROSIAPI et PRONADI, pour un couvert standard. Ecart relatif des modèles au spectre moyen de réflectance pour **c)** $\theta_v = 0^\circ$ et **d)** $\theta_v = 30^\circ$.

valeurs de réflectance simulées par le modèle PROSIAPI, par rapport aux valeurs obtenues par les autres modèles, dans les directions du *dark spot*¹² et du *hot spot*.

Ces résultats, si encourageants soient-ils, ne reflètent la cohérence des modèles à représenter la réflectance des couverts végétaux que pour un cas particulier. De plus, ils ne permettent pas de déterminer quel phénomène physique modélisé induit le plus de différences entre les modèles. Cette méthode de comparaison est pourtant représentative des études que l'on trouve dans la littérature.

Une nouvelle méthode d'intercomparaison de modèles a donc été développée, qui ne se base plus exclusivement sur les sorties des modèles (valeurs de réflectance bidirectionnelle spectrale), mais principalement sur leur sensibilité à leurs variables d'entrée. L'objectif est d'expliquer les écarts observés en fonction des effets modélisés, et ainsi d'orienter le choix d'un modèle particulier en inversion.

¹²où la réflectance atteint son minimum.

3.3 Analyses de sensibilité comparées des modèles

L'analyse de sensibilité d'un modèle numérique en est une étude diagnostique : elle permet d'expliquer, qualitativement ou quantitativement, les variations de sa sortie en fonction de ce qu'il reçoit en entrée (Saltelli et al., 2000). Elle est donc un élément essentiel de la construction d'un modèle puisqu'elle permet d'en appréhender sa validité.

3.3.1 Etat de l'art

L'"analyse de sensibilité" recoupe en fait, sous une dénomination générique, deux méthodologies quelque peu différentes. On peut en effet tout aussi bien effectuer une *analyse de sensibilité du modèle à ses variables d'entrée*, qu'une *analyse de sensibilité des variables* même du modèle. Dans le premier cas, l'étude vise à expliquer dans quelle proportion l'incertitude sur telle ou telle variable a une incidence sur la réponse modélisée ; dans le second, il s'agit plus d'apprécier l'influence de chaque variable, dans sa gamme de variation.

3.3.1.1 Les types d'analyse de sensibilité

Pour estimer la sensibilité d'un modèle (ou de ses variables), plusieurs stratégies peuvent être adoptées. On distingue trois grands groupes en fonction des objectifs :

- identification des facteurs influents du système modélisé.
- *analyse de sensibilité*, qui s'intéresse plus particulièrement aux effets locaux des variables d'un modèle. Ce genre d'étude analytique requiert le plus souvent le calcul des dérivées partielles en fonction des variables.
- *analyse de sensibilité globale*, qui a pour but d'expliquer la variation globale de la réponse du modèle par les contributions respectives des différentes variables sur leur gamme de variation. C'est surtout ce dernier aspect qui sera développé par la suite.

Ces différentes méthodes nécessitent l'évaluation des sorties du modèle étudié pour différentes configurations de ses variables d'entrée. L'échantillonnage dans l'espace multidimensionnel des variables va ainsi conditionner la qualité de l'analyse qui en résulte.

Problématique de l'échantillonnage des configurations d'entrée

La variation séquentielle des variables est la méthode la plus courante. Elle consiste à faire varier les variables l'une après l'autre¹³ à partir d'un ensemble de configurations de base (qui restent fixes au cours des simulations). Cette méthode souffre pourtant de sérieuses limitations, à savoir (Saltelli, 1999) :

- la variation séquentielle des variables ne permet pas de révéler de possibles interactions entre elles. Une interaction entre deux variables - ν_i et ν_j - existe lorsque l'effet obtenu en changeant ν_i et ν_j est différent de la somme des deux effets individuels.
- les conclusions que l'on peut tirer sur les relations entre les sorties du modèle et les variables d'entrée ne sont valides qu'autour des cas de figure de base.

¹³pour cette raison, ce type d'analyse de sensibilité est aussi appelé OAT ("one at a time").

La complexité des modèles, lorsqu'ils sont une fonction non-linéaire de l'espace multidimensionnel des variables d'entrée (et c'est le cas des modèles de transfert radiatif!), ne peut donc être que très partiellement appréciée.

Une alternative consisterait à faire varier toutes les variables en même temps au cours des simulations, pour lesquelles toutes les combinaisons possibles des valeurs des variables d'intérêt seraient représentées. Considérons par exemple un modèle dont on cherche à estimer la sensibilité à 6 de ses variables d'entrée, chacune prenant 7 valeurs réparties dans sa gamme de variation. Une étude complète nécessiterait donc $7^6 = 117649$ simulations! Il est clair que cela ne peut être réalisé qu'avec des moyens informatiques conséquents (simulations et traitement des résultats).

Les méthodes d'échantillonnage doivent donc permettre de réduire l'espace des réalisations. Typiquement, cela se fait soit par des méthodes de type *Monte-Carlo*, soit par l'utilisation de *plans d'expériences* (qui est une méthode déterministe). Elles permettent toutes deux d'appréhender le comportement *global* du modèle. Il est assez difficile de discriminer laquelle de ces deux approches est la plus robuste. En général, le nombre d'évaluations du modèle est plus important avec une méthode probabiliste qu'avec une méthode par plans d'expériences, et, de toute évidence, les résultats obtenus par tirages aléatoires des configurations à simuler dépendent de la loi retenue (loi uniforme, normale, etc.). De plus l'échantillonnage des valeurs des variables est souvent mal maîtrisé avec une méthode de type *Monte-Carlo*. Nous avons donc privilégié ici la méthode des plans d'expériences numériques afin de baser l'analyse sur un nombre restreint de simulations, déterminées rigoureusement et les plus informatives possible.

Estimateurs de sensibilité

Les informations quantitatives escomptées d'une analyse de sensibilité sont : *i*) la sensibilité des variables sur leur gamme de variation, *ii*) la hiérarchisation des variables les plus influentes, *iii*) la détermination de la contribution de chacun d'eux à la sortie du modèle.

Sans entrer dans le détail de l'analyse de sensibilité qui sera décrite en §3.3.2, la majorité de ces informations est obtenue en déterminant la proportion de variance expliquée par chaque facteur, pris individuellement, par rapport à la variance totale de la sortie. C'est le cas pour les tests issus d'échantillonnages de type Monte-Carlo (méthode FAST¹⁴ en particulier), ou plus généralement des méthodologies en surface de réponse (qui passent par la détermination d'un modèle de régression) (Saltelli et al., 2000).

Qui plus est, une analyse de sensibilité doit pouvoir répondre à un critère d'*auto-vérification* permettant d'estimer ou de quantifier l'erreur d'analyse à partir des résultats (Crosetto et al., 2001).

¹⁴Fourier Amplitude Sensitivity Test.

3.3.1.2 Méthodes classiques en télédétection

En télédétection des couverts végétaux, la quasi-totalité des études de sensibilité des modèles de transfert radiatif sont de type OAT. Elles consistent en un ensemble de simulations pour lesquelles les variables d'entrée varient séquentiellement à partir d'un jeu initial (Vanderbilt et Grant, 1985; Pinty et Verstraete, 1991; Jacquemoud, 1993; Jaquinta, 1995; Kuusk, 1995b; Gastellu-Etchegorry et al., 1999; Ganapol et al., 1999). Typiquement ce genre d'étude correspond à ce que nous avons effectué précédemment pour le modèle PROSPECT (Figure 3.4).

Ces études supposent implicitement que plus l'écart entre les niveaux de réflectance, obtenus pour deux valeurs successives de la variable d'intérêt pour une configuration d'observation donnée, est important, plus la réflectance est sensible à cette variable.

Afin d'éclairer les résultats futurs, présentons une étude de sensibilité (au sens "classique" du terme) du modèle PROSAIL à LAI , C_{ab} , N , $\bar{\theta}_l$, s_l , et α_{soil} , dans le plan principal et à 670 et 865 nm. A partir d'un jeu de variables standard ($C_{ab} = 40 \mu g.cm^{-2}$, $N = 1.5$, $C_m = 0.01 g.cm^{-2}$, $C_w = 0.015 cm$, $LAI = 2$, $\bar{\theta}_l = 57^\circ$, $s_l = 0.25$, $\alpha_{soil} = 1.2$, et $vis = 50 km$) et pour un éclairage à $\theta_s = 30^\circ$, les six variables sont variées indépendamment les unes des autres en prenant les valeurs suivantes : $LAI = [0.1; 0.5; 1; 2; 3.5; 5; 7]$, $C_{ab} = [5; 10; 20; 40; 55; 70; 95]$, $\bar{\theta}_l = [5; 20; 40; 57; 65; 75; 85]$, $s_l = [0.0001; 0.1; 0.15; 0.25; 0.5; 0.7; 1]$, $N = [1; 1.15; 1.3; 1.5; 1.6; 1.8; 2]$, $\alpha_{soil} = [0.5; 0.8; 1; 1.2; 1.5; 1.7; 2]$ (Figures 3.14 et 3.15).

Ce mode d'évaluation de la sensibilité d'un modèle est limité par le choix arbitraire du jeu de variables initial et le nombre de cas de figures représentés, *i.e.* la diversité des couverts végétaux. Des comportements aberrants peuvent ainsi ne pas être décelés. Ces travaux ne concernant la sensibilité des modèles que pour un nombre restreint de combinaisons de leurs variables d'entrée, ils ne permettent pas non plus d'appréhender dans quelles proportions respectives ces variables sont responsables des variations de réflectance observées.

Une autre approche consiste à s'intéresser à la sensibilité du modèle autour d'un ensemble de points de fonctionnement locaux (Privette et al., 1996b; Asner, 1998) : à partir d'une distribution de réflectances de base, définies par différents jeux de variables initiales, chacune est à tour de rôle perturbée de 10% de sa gamme de variation. Pour chacun, un indice de sensibilité est alors défini par rapport à la RMSE entre les valeurs de réflectances correspondantes : $S \sim \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_i (\rho_i - \rho_i^b)^2}}{\rho_i^b}$. Privette a ainsi pu déterminer des indices de sensibilité, moyennés par rapport aux directions de visée, pour les variables d'entrée du modèle DISORD, définis dans le rouge et le proche infrarouge, pour trois angles solaires différents. Les résultats sont issus de simulations effectuées à partir de 7 jeux de réflectances type.

Asner a étudié la sensibilité du modèle SAIL en effectuant une analyse en composantes principales sur la RMSE pour 220 bandes spectrales du spectro-imageur AVIRIS¹⁵, à partir de 1000 couverts de base. Il a pu ainsi mettre en évidence la contribution relative de certains paramètres structuraux à la réflectance simulée. Ces deux travaux sont malgré tout un traitement particulier

¹⁵ Airborne Visible InfraRed Imaging Spectrometer.

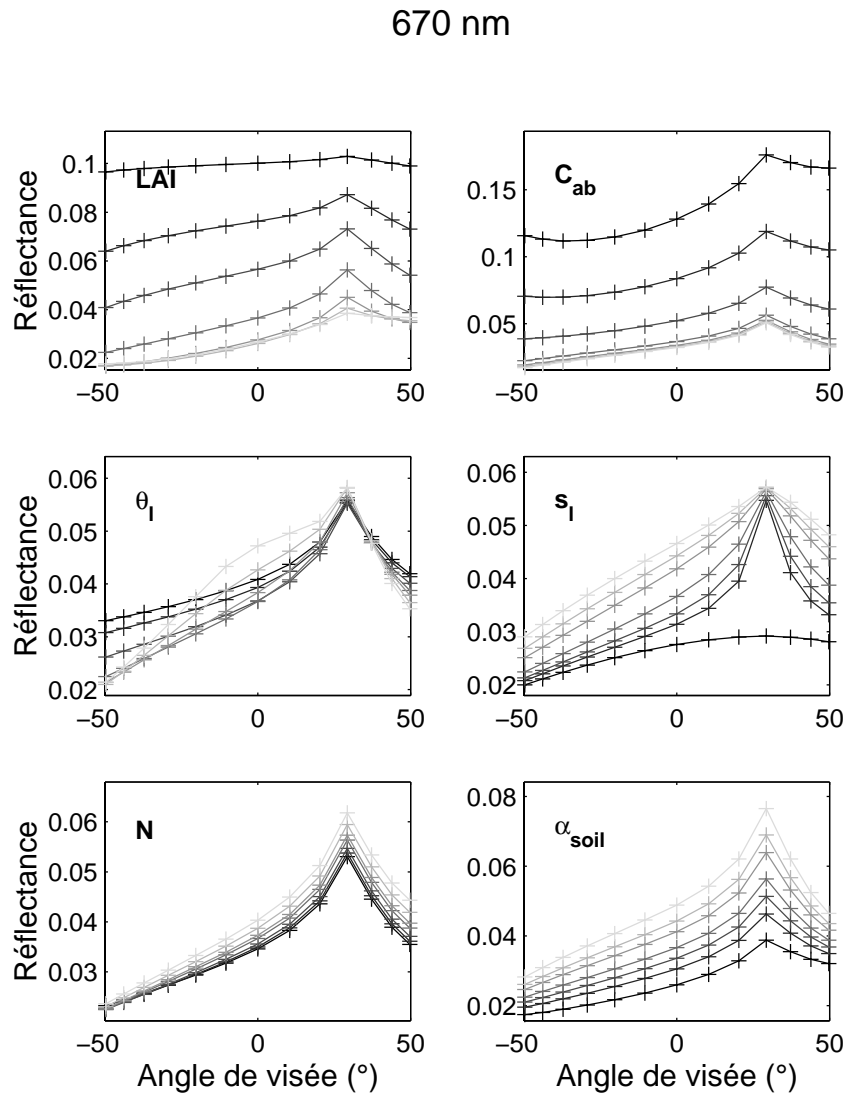


Figure 3.14 – Variation de la réflectance directionnelle à 670 nm en fonction des valeurs prises par les différentes variables du modèle PROSAIL.

d'une analyse de type OAT.

Deux études récentes abordent le problème de sensibilité d'un point de vue original.

La première de ces études s'attache à déterminer la sensibilité d'un modèle de réflectance des couverts végétaux à ses variables d'entrée (propriétés optiques des feuilles et structure du couvert) en se basant sur le contenu en information du modèle, au sens donné par Fisher (Combal, 1999 ; Combal et al., 2000). La méthode consiste à évaluer les éléments de la matrice de Fisher $\underline{\underline{U}}^T \underline{\underline{U}}$ pour quelques points de fonctionnement du modèle, par rapport à la direction de visée. La matrice de Fisher dépend de la matrice Jacobienne $\underline{\underline{U}}$ du logarithme des réflectances simulées ρ par rapport aux variables m . Ainsi tout élément (i, j) de $\underline{\underline{U}}^T \underline{\underline{U}}$ est égal à $\sum_{k=1}^n \frac{\partial \ln \rho_k}{\partial m_i} \frac{\partial \ln \rho_k}{\partial m_j}$; les éléments diagonaux correspondent aux "termes de sensibilité". Combal a ainsi pu déterminer la sensibilité directionnelle de son modèle de transfert radiatif à la réflectance et à la transmittance des feuilles, à la réflectance du sol, à l'indice de surface foliaire, au paramètre de *hot spot* et

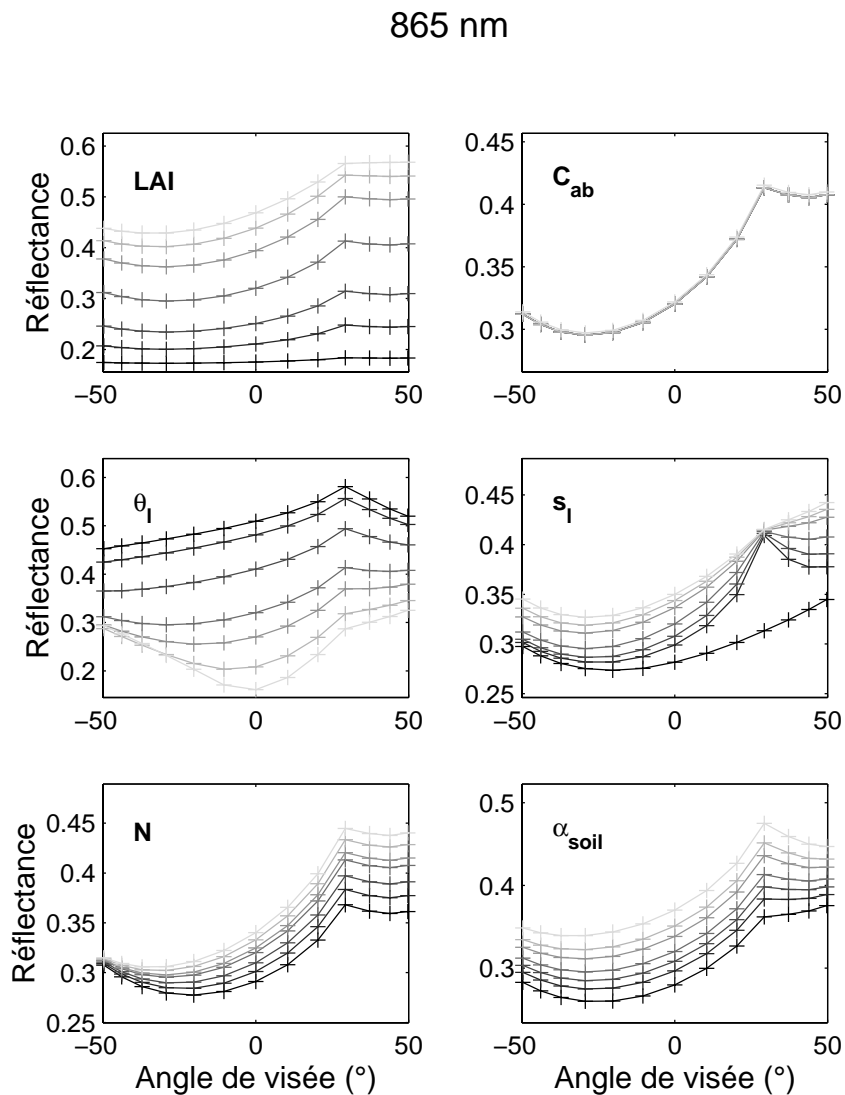


Figure 3.15 – Variation de la réflectance directionnelle à 865 nm en fonction des valeurs prises par les différentes variables du modèle PROSAIL.

à l'inclinaison foliaire. L'interaction entre variables peut être prise en compte par l'étude des termes hors diagonale.

La seconde étude apporte des informations quantitatives sur la sensibilité de PROSPECT aux paramètres de structure, de teneur en matière sèche et d'épaisseur équivalente en eau par la méthode EFAST¹⁶ (Ceccato et al., 2001). Ces auteurs ont ainsi déterminé les effets additifs des variables ("indices au premier ordre") sur la réflectance à 820 et 1600 nm. Le paramètre de structure s'est révélé être le plus influent dans le proche comme dans le moyen infrarouge puisqu'il explique 74.4% de la variation totale de la réflectance dans le premier cas, et 39.5% dans le second. Les résultats obtenus pour l'influence de l'eau et de la matière sèche dans le moyen infrarouge sont quelque peu étonnants dans la mesure où leur contribution respective est comparable (35% pour C_w et 21.6% pour C_m). La Figure 3.4 montre pourtant clairement

¹⁶Extended Fourier Amplitude Sensitivity Test.

le rôle prédominant de l'eau à 1600 nm, confirmé par une analyse de sensibilité conduite sur PROSPECT par la méthode des plans d'expériences numériques (Pavan, 2001).

3.3.2 La méthode des plans d'expériences numériques

On l'a vu précédemment, l'échantillonnage des réalisations du modèle étudié conditionne la qualité des résultats. L'approche utilisée ici découle de la méthode des *plans d'expériences* afin d'explorer l'hypercube généré par les valeurs prises par les différentes variables du modèle.

Avant d'appliquer la méthode à l'intercomparaison de modèles, il est nécessaire d'en donner les fondements.

3.3.2.1 Généralités

3.3.2.1.1 Un peu d'histoire

L'histoire des plans d'expériences commence au début du siècle avec les travaux de Fisher en agronomie, destinés à maximiser l'information accessible à partir d'un nombre limité d'expériences, par ailleurs excessivement coûteuses en temps (Fisher, 1925). Leur contenu fortement statistique a limité dans un premier temps leur utilisation pratique. Dans le contexte de l'essor industriel du Japon au début des années 50, un ingénieur, Genichi Taguchi, simplifie leur pratique en les rendant exploitables à partir de représentations graphiques. Rapidement, leur utilisation dans l'industrie manufacturière, pour optimiser la qualité des produits et les coûts de production, dépasse les frontières japonaises. De nos jours, l'utilisation de simulations informatiques insuffle une nouvelle vie à l'utilisation des plans d'expériences : on parle alors de plans d'expériences numériques (Bowman et al., 1992 ; Ozdemirel et al., 1996 ; Church et Lynch, 1998 ; Durkee et al., 1998 ; Beauchamp et Youssef, 1998).

La pratique des plans d'expériences en télédétection est très récente (Dechambre et le Gac, 2001). Ces auteurs ont validé et comparé des modèles de diffusion du rayonnement micro-ondes dans la végétation.

3.3.2.1.2 Introduction à la méthode des plans d'expériences

Considérons un modèle dont on cherche à étudier la dépendance vis-à-vis de ses variables d'entrée. La réponse ρ du modèle, qui correspond ici à la réflectance simulée, est fonction de plusieurs variables ν_i (appelées *paramètres* ou *facteurs* dans la terminologie des plans d'expériences) : $\rho = F(\nu_1, \nu_2, \dots, \nu_p)$. Ces facteurs peuvent être liés à la structure ou à la biochimie des feuilles (N , C_{ab} , C_w , C_m), à l'architecture du couvert (LAI , LAD , s_l , α_{soil}), ou bien à la géométrie de mesure et d'illumination.

L'approche classique de l'analyse de sensibilité du modèle à ses variables consiste, après avoir déterminé une gamme de variation pour chaque facteur, à fixer tous les facteurs sauf un, ν_i , et à tracer $\rho = F(\nu_i)$. En général, les facteurs figés prennent la valeur moyenne de leur intervalle de définition. Par exemple, supposons que l'on étudie l'influence de LAI et de C_{ab} sur la réflectance,

pour une géométrie et une longueur d'onde données. LAI et C_{ab} peuvent prendre plusieurs valeurs entre une valeur minimum (LAI_{min} et $C_{ab_{min}}$) et une valeur maximum (LAI_{max} et $C_{ab_{max}}$). On fixe alors C_{ab} à son niveau moyen et on étudie la réponse du système lorsque LAI varie entre LAI_{min} et LAI_{max} à partir de 4 simulations (ou *expériences*) (Figure 3.16a).

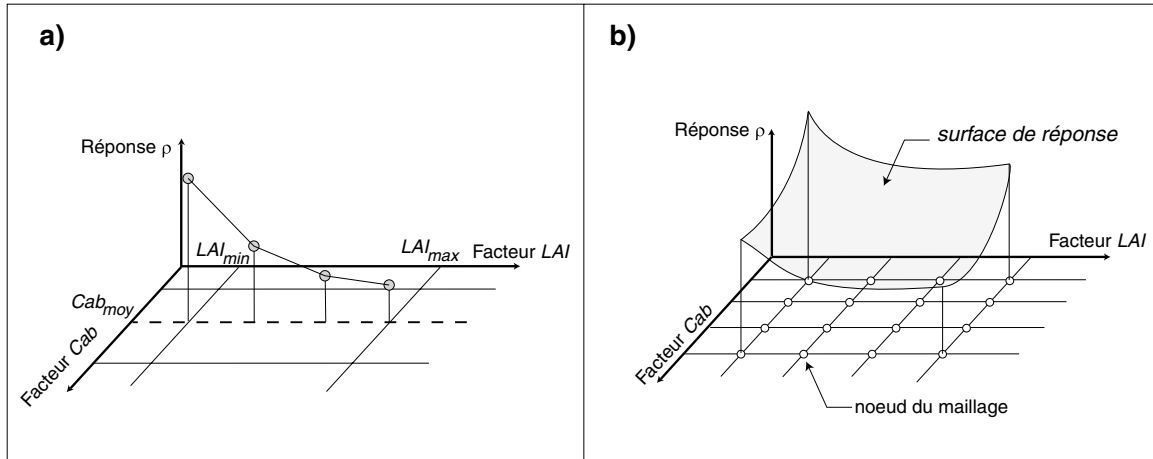


Figure 3.16 – a) Méthode traditionnelle d'étude de sensibilité. b) Simulation à chaque nœud du maillage.

En réalisant la même expérience pour étudier l'influence de C_{ab} , un total de 8 essais a été réalisé. Le problème est de savoir si ces 8 essais suffisent à décrire le comportement du système. On peut en douter puisqu'il nous est par exemple impossible de connaître quelle est l'action de LAI (C_{ab}) lorsque ce facteur est aux niveaux LAI_{min} ($C_{ab_{min}}$) et LAI_{max} ($C_{ab_{max}}$). Pour répondre à ces questions, on réalise un maillage du domaine de définition des deux facteurs, et on effectue une simulation (ou *essai*) à chaque nœud. 16 expériences sont alors nécessaires pour représenter la *surface de réponse* et connaître le système modélisé (Figure 3.16b).

Seuls deux facteurs du modèle ont été considérés ici. Pour étudier les 8 facteurs du modèle PROSAIL (la géométrie d'éclairément et d'illumination étant fixée), il faudrait réaliser $4^8 = 65536$ expériences... Ceci est fortement prohibitif en temps de calcul, et ne facilite pas l'interprétation des données (surtout si elle doit se faire dans 421 longueurs d'onde).

3.3.2.1.3 La méthode des plans d'expériences

L'établissement et la conduite des essais requièrent une démarche rigoureuse. La méthode des plans d'expériences consiste à choisir un *plan d'expérimentation* comportant un *minimum* d'essais compte tenu des résultats souhaités, tout en apportant un *maximum* de précision dans les résultats (Box et al., 1978). Les essais ne se font plus à tous les points du maillage, mais seulement à certains points choisis pour leur particularité d'orthogonalité. De plus, au cours des essais successifs, les niveaux de tous les facteurs varient simultanément, de manière programmée et raisonnée.

Ainsi, par rapport à l'approche classique et pour l'étude d'un même modèle, une telle démarche permet :

- de diminuer le nombre d’essais,
- d’étudier plus de facteurs influents,
- de détecter les interactions entre facteurs,
- de prédire la réponse pour des combinaisons¹⁷ des variables d’entrée non réalisées.

A l’origine, les plans d’expériences avaient pour objectif de *modéliser* le comportement d’un système physique. La démarche était alors expérimentale puisque l’information était acquise à partir d’essais. Il s’agissait donc d’identifier un certain nombre de facteurs (ou encore *actions*) *a priori* influents sur la réponse. En fonction du nombre de facteurs choisis, de leur nombre de niveaux¹⁸ respectifs, et des interactions éventuelles, un plan d’expériences était choisi. Les essais proprement dits étaient alors effectués, tous les facteurs variant simultanément.

A partir des résultats des mesures, l’étape suivante consistait à déterminer un *modèle empirique* permettant de représenter le comportement du système étudié, le plus souvent complexe, à partir des seules actions présélectionnées.

3.3.2.1.4 Notion de modélisation

En ce qui nous concerne, le “système” considéré est un modèle physique, *déterministe*. Il peut ne pas sembler judicieux, *a priori*, de chercher à élaborer un modèle empirique plus simple que le modèle d’origine, à moins que ce dernier ne soit excessivement complexe et long en terme de temps de calcul. Pourtant, c’est au cours de l’étude du modèle empirique que l’on est amené à estimer l’influence des facteurs, comme nous le verrons par la suite.

Dans la terminologie des plans d’expériences, on cherche donc à modéliser un système. Afin d’éviter toute confusion et de se rappeler qu’il s’agit en fait d’un modèle déterministe, on dénotera le système par M . Le modèle y explique le comportement de M à partir d’un certain nombre de ses paramètres d’entrée, par exemple A , B , C , et D . Le modèle *symbolique* s’écrit alors :

$$y = I + A + B + C + D + AB \quad (3.33)$$

où I désigne le terme constant, et AB le facteur de l’interaction entre A et B .

L’écriture du modèle est un passage obligé de la méthodologie puisqu’il conditionne le choix du plan d’expériences idoine.

3.3.2.2 Utilisation des plans d’expériences

L’hypothèse qui sous-tend la méthodologie des plans d’expériences est que l’étude du système M qu’on cherche à modéliser ne nécessite qu’un nombre réduit d’essais, très inférieur au nombre

¹⁷Une combinaison est une configuration des paramètres d’entrée figurant dans le plan d’expérience. A chaque essai correspond une combinaison des variables d’entrée.

¹⁸les niveaux d’un facteur indiquent les valeurs que prend ce facteur au cours des différents essais.

total d'essais possibles. Celui-ci est déterminé par le nombre de facteurs d'intérêt et par leur nombre de niveaux.

Un compromis est à trouver entre le nombre de termes du modèle y et le nombre d'essais à réaliser. La structure même des essais conditionne la qualité du modèle. Pour maximiser la précision sur des prévisions de combinaisons non réalisées, des critères d'optimalité sont appliqués. Pour bien séparer les effets des facteurs du modèle dans l'analyse de la variance, le plan doit vérifier un critère d'orthogonalité.

3.3.2.2.1 Orthogonalité

Un *plan* (ou *tableau*) *d'expériences* est une matrice rectangulaire dont les colonnes représentent des facteurs, et les lignes, les essais ou simulations à réaliser. Le tableau est orthogonal si, et seulement si, ses colonnes sont deux à deux orthogonales.

Deux actions disjointes, ν_1 et ν_2 , d'un modèle *symbolique* y sont dites *orthogonales* dans un plan d'expériences si, et seulement si, tous les couples de niveaux (ν_1^i, ν_2^j) apparaissent le même nombre de fois dans le plan (avec $i = 1, \dots, m$ et $j = 1, \dots, n$, m et n étant les nombres de niveaux respectifs de ν_1 et ν_2). La contribution de chaque terme du modèle peut être alors isolée, car elle devient indépendante de celle des autres termes. L'analyse de la variance permet alors de conclure sur l'influence de chaque terme indépendamment des autres.

On verra qu'il faut sélectionner certaines colonnes d'un tableau orthogonal pour obtenir un plan orthogonal et équilibré vis-à-vis d'un modèle y particulier.

3.3.2.2.2 Plans factoriels - plans fractionnaires

Plans factoriels

On appelle *plan factoriel*, ou *plan complet* (ou encore *plan factoriel complet*) le plan d'expériences regroupant toutes les combinaisons possibles entre les niveaux des facteurs. Le nombre de niveaux est le produit des nombres de niveaux des facteurs.

Le plan factoriel a la propriété d'être orthogonal *au sens strict* : les niveaux de chaque facteur sont associés un même nombre de fois aux niveaux des autres facteurs. Il permet en outre d'étudier un modèle y quelconque, et en particulier le modèle complet (qui inclut tous les facteurs et toutes les interactions). Le plan factoriel existe toujours et sa construction est élémentaire. Le seul inconvénient est que le nombre de combinaisons est élevé.

Pour pallier cet inconvénient, on a le plus souvent recours à des *plans fractionnaires*.

Plans fractionnaires - notion d'alias

Un plan fractionnaire (ou "plan factoriel fractionnaire") est un sous-ensemble orthogonal du plan factoriel. La construction d'un tel plan implique que l'on réduise le nombre de combinaisons des niveaux des facteurs. En conséquence, tous les effets du modèle complet ne pourront être estimés (puisque seules comptent les combinaisons différentes).

Toutes les colonnes du plan fractionnaire ne sont pas indépendantes : les colonnes attribuées à certaines actions sont des combinaisons linéaires d'autres colonnes. On parle de "confusions d'actions" ou d'*alias*. Ce type de plan ne permet donc d'analyser qu'un *sous-ensemble* du modèle complet. Ce sous-ensemble dépend du plan choisi, et c'est là qu'interviennent les techniques de construction des plans d'expériences.

3.3.2.2.3 Utilisation pratique des plans d'expériences

Les méthodes de construction des plans d'expériences sortent du cadre de l'étude. Le lecteur peut se référer à l'ouvrage de Benoist et al. (1994) pour une description exhaustive.

On utilisera par la suite la notation symbolique de Taguchi pour désigner les plans orthogonaux : $L_N p_1^{k_1} p_2^{k_2} \dots p_n^{k_n}$ signifie que le plan comprend N combinaisons et contient k_1 facteurs à p_1 niveaux, k_2 facteurs à p_2 niveaux... Par exemple, le plan $L_{36} 6^3 3^7$ aurait 36 combinaisons, et permettrait l'étude d'un modèle de 3 facteurs à 6 niveaux et de 7 facteurs à 3 niveaux.

Calcul du nombre de combinaisons

Pour qu'un plan soit orthogonal, au sens strict, vis-à-vis d'un modèle y donné, il faut que pour tout couple d'actions disjointes A et B ayant respectivement n_A et n_B niveaux, le nombre de combinaisons du plan soit un multiple de $n_A \times n_B$ (le nombre de niveaux d'une interaction est le produit des nombres de niveaux de ses composants).

Le **nombre minimal** de lignes du plan d'expériences est égal au nombre de degrés de liberté du modèle. Ce dernier est égal à la somme des degrés de liberté de chacune de ses composantes : le degré de liberté d'un facteur A est $Ddl(A) = n_A - 1$; pour une interaction entre les facteurs A et B , le nombre de degrés de liberté est $Ddl(AB) = (n_A - 1) \times (n_B - 1)$; enfin, le nombre de degrés de liberté du terme constant est 1.

Le **nombre maximal** de lignes du plan d'expériences est égal au nombre de combinaisons du plan factoriel.

Le nombre de lignes du plan fractionnaire est donc le multiple commun des produits des nombres de niveaux pris deux à deux, entre ces deux bornes (les nombres premiers étant bien sûr exclus puisqu'ils ne sont multiples que d'eux mêmes et de 1, les facteurs ayant au moins 2 niveaux).

Utilisation des plans de base

Le nombre de combinaisons du plan ayant été déterminé, il reste à trouver un plan orthogonal répondant au modèle. Pour cela, des plans orthogonaux déjà construits sont mis à notre disposition (plans de Box et Hunter, plans issus des Tables à Différences Orthogonales, Hyper Gréco Latin Géométriques, etc.) (Benoist et al., 1994). Lorsqu'aucun plan existant n'a été trouvé pour répondre au modèle symbolique choisi, des techniques de transformation des plans de base peuvent être appliquées.

Dans le cas des *affectations* simples, il s'agit de placer chaque facteur du modèle sur une colonne du plan de base, en tenant compte du nombre de niveaux et des contraintes liées aux interactions. Il faut aussi tenir compte de la *résolution* du plan :

- dans un plan de résolution d'ordre 3, il existe des facteurs confondus avec des interactions d'ordre 2 qui doivent être négligeables pour pouvoir estimer l'effet des facteurs.
- dans un plan de résolution d'ordre 4, il n'existe aucun facteur confondu avec une interaction d'ordre 2. En revanche, les interactions d'ordre 2 sont confondues entre elles. Le plan permet d'estimer les effets des facteurs du modèle complet et d'une partie des interactions d'ordre 2, à condition que les autres interactions d'ordre 2 soient négligeables, ainsi que les interactions d'ordre 3 confondues avec les facteurs.
- dans un plan de résolution d'ordre 5, les facteurs sont confondus avec les interactions d'ordre 4, et les interactions d'ordre 2 avec les interactions d'ordre 3. Pour pouvoir estimer l'effet des facteurs et des interactions d'ordre 2, il faut donc que les interactions d'ordre 3 et 4 soient négligeables, ce qui est souvent le cas dans la pratique.

Les plans de résolution d'ordre 5 semblent donc les plus adaptés à l'étude de tous les facteurs du modèle, et de toutes les interactions d'ordre 2, en supposant que les interactions d'ordre supérieur sont négligeables. Ils requièrent en conséquence un nombre d'essais plus important. En outre, ils sont beaucoup moins courants.

L'étude de sensibilité par plans d'expériences est en effet très fortement liée aux plans que l'on est susceptible de trouver dans la littérature : plans de Box-Hunter, qui permettent l'étude de facteurs à 2 niveaux (Goupy, 1988), ou bien tables de Taguchi pour lesquelles les facteurs ont aussi un nombre de niveaux restreints (Vigier, 1991 ; Pillet, 1997 ; Schimmerling et al., 1998).

De plus la prescription de la *table d'alias* correspondante est essentielle à une affectation correcte des facteurs étudiés aux colonnes du tableau d'expériences. Les Plans Multifactoriels ou ceux issus des Tables à Différences Orthogonales, n'en sont pas pourvus, ce qui les exclut de notre étude. La construction des tables de Taguchi ou des plans Hyper Gréco Latin Géométrique (Benoist et al., 1994) permet en revanche le calcul implicite de la table d'alias correspondante, ce qui les rend particulièrement attractifs.

Exemple d'échantillonnage dans l'espace des facteurs

Illustrons maintenant par un exemple concret la méthodologie d'échantillonnage des valeurs des facteurs par l'approche des plans d'expériences.

Considérons le modèle symbolique $y = I + A + B + C$ à 3 facteurs, chaque facteur pouvant prendre deux niveaux discrets : 0 ou 1. Ces niveaux correspondent à des valeurs réelles, définies dans la gamme de variation des facteurs. L'espace généré par les valeurs des facteurs est donc un cube de côté unité.

Un plan d'expériences se prêtant à l'étude du modèle y pourrait être le plan Hyper Gréco Latin Géométrique (HGLG100) $L_4 2^3$, constitué de 4 combinaisons de 3 facteurs à 2 niveaux (Table 3.4).

La Figure 3.17 montre les différences d'échantillonnage des valeurs des facteurs, pour une étude de sensibilité des 3 facteurs du modèle, entre :

#	A	B	C
1	0	0	0
2	0	1	1
3	1	0	1
4	1	1	0

2	3	n° colonnes
3	2	1
	1	2

Table 3.4 – HGLG100 : L_42^3 et sa table d’alias (d’après Benoist et al., 1994). A l’intersection d’une ligne i et d’une colonne j de la table d’alias, correspond le numéro de la colonne confondue avec l’interaction i et j .

- l’approche dite “traditionnelle”, qui consiste à fixer les valeurs des paramètres à la valeur moyenne de leur intervalle de variation, sauf un qui varie,
- l’approche pour un plan factoriel complet : l’échantillonnage est effectué à tous les nœuds du maillage,
- l’approche pour un plan factoriel fractionnaire, où seuls quatre nœuds du maillage sont utilisés.

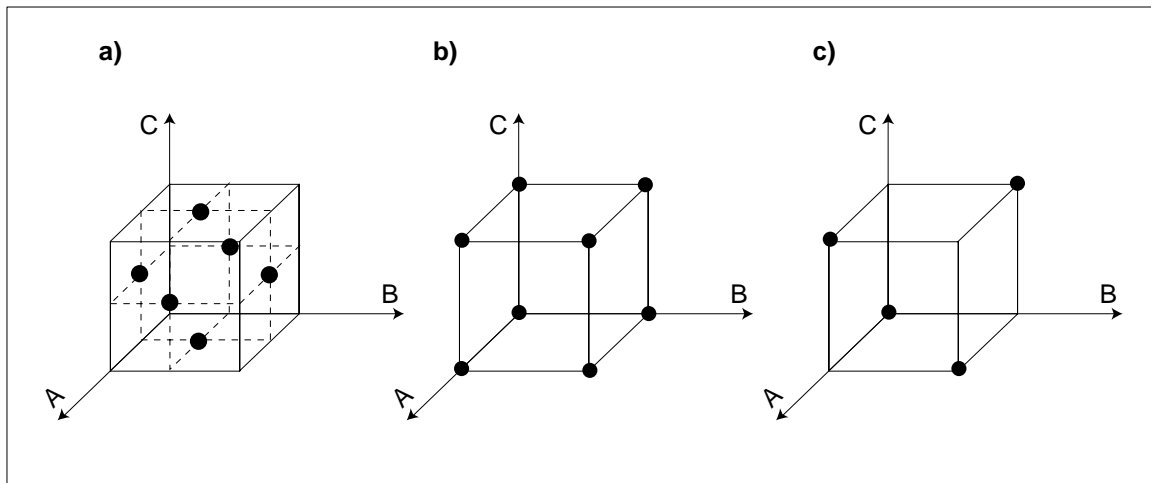


Figure 3.17 – Echantillonnage pour l’étude d’un modèle à 3 facteurs, chacun comportant 2 niveaux, selon a) la méthode “traditionnelle”, b) un plan factoriel complet, c) le plan factoriel fractionnaire HGLG100.

Notons que ce plan est de résolution d’ordre 3 et que tous les facteurs sont aliasés entre eux. Il ne doit être utilisé que si l’un des facteurs est sans influence sur la réponse du modèle.

3.3.2.3 Modélisation en surface de réponse - effet des facteurs

Le modèle linéaire généralisé

La relation qui relie la réponse simulée ρ par le modèle physique à ces variables explicatives ν_f ($f = 1, \dots, p$) (c’est à dire les paramètres du modèle physique laissés libres au cours des simulations), pour l’essai k ($k = 1, \dots, N$), peut être traduite par une fonction linéaire de la forme :

$$\rho_k = \sum_{f=1}^p \widehat{\alpha}_f \cdot \nu_{fk} + \varepsilon_k \quad (3.34)$$

où les $\widehat{\alpha}_f$ représentent les coefficients du modèle empirique, et ε_k l'erreur d'adéquation entre ce dernier et le modèle physique. L'intérêt d'un tel modèle est de permettre la quantification des influences de chaque facteur et d'en déterminer la sensibilité.

Les p coefficients du modèle (3.34) sont déterminés afin de minimiser l'écart entre les valeurs de la réponse $\widehat{\rho}_k$ simulée par le *modèle linéaire empirique* et les valeurs de la réponse des essais ρ_k simulée par le modèle vrai. Le critère d'ajustement retenu est celui des *moindres carrés* : $\min \sum_{k=1}^N (\rho_k - \widehat{\rho}_k) \equiv \min \sum_{k=1}^N \varepsilon_k$.

Calcul des coefficients du modèle

Le modèle (3.34) s'écrit encore sous forme matricielle :

$$\underline{\rho} = \underline{X} \underline{\widehat{\alpha}} + \underline{\varepsilon} \quad (3.35)$$

où $\underline{\rho}$ représente le vecteur colonne des résultats d'essais comportant N termes ; \underline{X} est la matrice des variables explicatives (ν_{ij}) à N lignes et p colonnes (autant que d'actions considérées) contenant les valeurs des facteurs du plan d'expériences ; $\underline{\widehat{\alpha}}$ est le vecteur colonne des coefficients à estimer (comportant p termes) et $\underline{\varepsilon}$ le vecteur des résidus (comportant N termes). L'expression stricte des coefficients minimisant le critère des moindres carrés est alors :

$$\underline{\widehat{\alpha}} = (\underline{X}^t \underline{X})^{-1} \underline{X}^t \underline{\rho} \quad (3.36)$$

$\underline{\widehat{\alpha}}$ est un estimateur *sans biais* des coefficients du modèle : $E(\widehat{\alpha}) = \widetilde{\alpha}$ (Benoist et al., 1994, Chapitre 5). En règle générale, il est utile de recoder le tableau \underline{X} car il n'est pas directement exploitable par la régression (équation (3.36)).

Codage des facteurs

Le codage consiste donc à transformer \underline{X} en une matrice représentant toutes les actions du modèle à ajuster. En particulier, on ajoute une colonne correspondant au terme constant (cf. modèle symbolique (3.33)). Dans notre étude, nous choisissons de fixer la valeur du terme constant I à la valeur moyenne des résultats des essais : $I = \bar{\rho}$.

Le codage le plus couramment utilisé est le *codage en disjonctif réduit*, qui assure pour chaque terme du modèle une relation de centrage équilibrée :

- $\sum_{m=1}^{n_f} \widehat{\alpha}_{fm} = 0$ pour les facteurs,
- $\sum_{m=1}^{n_f} \widehat{\alpha}_{fmf'm'} = \sum_{m'=1}^{n'_f} \widehat{\alpha}_{fmf'm'} = 0$ pour les interactions.

Le modèle (3.34) peut alors s'écrire, en tenant compte explicitement des interactions :

$$\rho_k = \bar{\rho} + \sum_{f=1}^p \left[\sum_{m=1}^{n_f-1} \widehat{\alpha}_{fm,k} P_{f_m,k}^* \right] + \sum_{f=1}^p \left[\sum_{f'>f}^p \left(\sum_{m=1}^{n_f-1} \sum_{m'=1}^{n'_f-1} \widehat{\alpha}_{fm,f'm'} P_{f_m}^* P_{f'm'}^* \right) \right] + \varepsilon_k \quad (3.37)$$

avec $P_{fm}^* = P_{fm} - P_{fn_f}$, P_{fm} étant une variable booléenne représentant la présence ou l'absence de la modalité m du facteur ν_f : si pour l'essai k , le facteur ν_f est au niveau m alors $P_{fm} = 1$, dans le cas contraire $P_{fm} = 0$.

Chaque facteur ν_f , à n_f niveaux ou modalités, du plan en disjonctif réduit est ainsi codé par rapport à ses $n_f - 1$ premiers coefficients. Son nombre de degrés de liberté est $Ddl(\nu_i) = n_f - 1$. De manière similaire, le nombre de degrés de liberté pour une interaction est $Ddl(\nu_f \nu_{f'}) = (n_f - 1) \times (n_{f'} - 1)$ (cf. §3.3.2.2.3).

Interprétation des coefficients du modèle - effets moyens

Selon ce formalisme, l'estimation des coefficients du modèle est simplifiée.

Dans le cas d'un plan d'expériences orthogonal, si le niveau m du facteur ν_f apparaît m_f fois, alors la moyenne des résultats d'essais pour cette modalité s'écrit : $\overline{\rho_{fm}} = \frac{\sum \rho_{fm}}{m_f}$. La valeur du coefficient correspondant est alors :

$$\widehat{\alpha_{fm}} = \overline{\rho_{fm}} - \bar{\rho} \quad (3.38)$$

Les coefficients associés à chaque facteur dans l'équation (3.37) doivent donc être interprétés comme des **effets moyens**, qui représentent les écarts entre les valeurs moyennes de la réponse pour la modalité m et la moyenne générale $\bar{\rho}$.

De la même manière, les coefficients associés aux interactions entre les facteurs ν_f et $\nu_{f'}$ se calculent par la relation :

$$\widehat{\alpha_{fm,f'm'}} = \overline{\rho_{fm,f'm'}} - \bar{\rho} - \widehat{\alpha_{fm}} - \widehat{\alpha_{f'm'}} \quad (3.39)$$

où $\overline{\rho_{fm,f'm'}}$ est la moyenne des réponses lorsque le facteur ν_f est au niveau m et le facteur $\nu_{f'}$ au niveau m' .

La représentation graphique des effets moyens est illustrée à partir de simulations effectuées par le modèle PROSAIL afin de déterminer les effets du paramètre LAI . Un plan d'expériences simple, constitué de 10 essais pour lesquels le LAI prend une valeur chaque fois différente, a été utilisé. Ces 10 niveaux sont équirépartis dans la gamme $[0; 7]$. Les autres variables ont été fixées à une valeur standard : $N = 1.5$, $C_{ab} = 35 \mu\text{g.cm}^{-2}$, $C_m = 0.01 \text{ g.cm}^{-2}$, $C_w = 0.015 \text{ cm}$, $\bar{\theta}_l = 57^\circ$ (distribution des angles foliaires sphérique), $s_l = 0.25$, $\alpha_{soil} = 1$, $vis = 100 \text{ km}$. Le spectre du sol sous-jacent est le même que précédemment (Figure 3.13). Enfin, les simulations ont été effectuées à 670 nm pour un angle d'éclairement solaire $\theta_s = 30^\circ$ et une visée au nadir (Figure 3.18).

La Figure 3.18 montre la non-linéarité de l'effet de LAI , par rapport à la moyenne des réflectances simulées par PROSAIL. On note une diminution de l'effet moyen lorsque la valeur de LAI augmente, jusqu'à un niveau seuil correspondant à une valeur de 4.5 (niveau 8). A partir de ce niveau l'effet moyen de LAI augmente, avec cependant une faible sensibilité du modèle.

La *sensibilité* à un paramètre peut se traduire par la différence des effets moyens entre deux niveaux consécutifs : plus elle est importante (en valeur absolue), plus la réflectance moyenne simulée est sensible à la dynamique du paramètre. La pente de l'effet moyen est donc indicatrice de

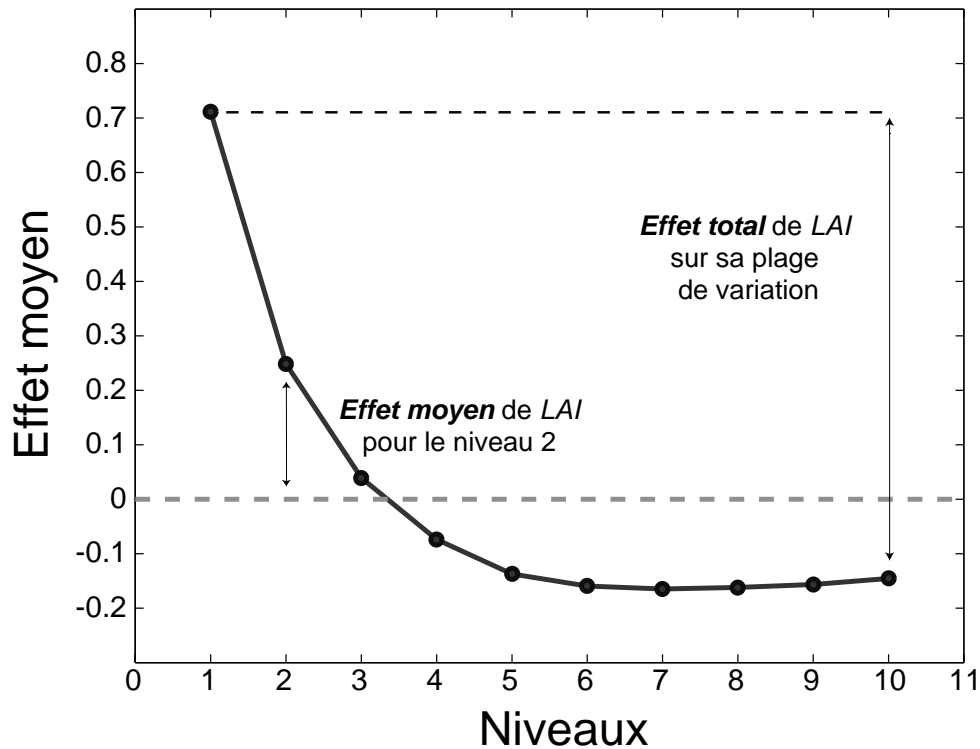


Figure 3.18 – Représentation graphique des effets moyens de *LAI* sur la réflectance simulée par le modèle PROSAIL (670 nm, visée au nadir).

la sensibilité de PROSAIL au *LAI*. Toutefois, gardons-nous de tirer des conclusions quantitatives à partir de cet exemple car le plan d'expériences dont les résultats sont issus ne permet pas de représenter toute la complexité du modèle.

3.3.3 Sensibilité du modèle PROSAIL

La méthode des plans d'expériences est maintenant appliquée à l'étude de la sensibilité des paramètres d'entrée de PROSAIL, dans des configurations d'observation de l'instrument POLDER spatial. Outre l'intérêt évident d'une telle étude pour un capteur existant, cela permet de réduire la dimension de l'espace des longueurs d'onde dans lequel l'analyse sera faite. Ce capteur possède quatre bandes spectrales dédiées à l'étude des terres émergées. Elles sont centrées sur 443, 670, 765 et 865 nm (les mesures à 565 nm n'étant pas disponibles par la chaîne de traitement de niveau 2 pour les terres émergées). Les simulations sont conduites pour 13 angles de visée cohérents avec l'échantillonnage directionnel de l'instrument POLDER, dans les plans principal et perpendiculaire d'observation : $\theta_v = \pm 49.7^\circ, \pm 43.9^\circ, \pm 37.2^\circ, \pm 29.3^\circ, \pm 20.3^\circ, \pm 10.4^\circ$, et 0° , où les valeurs positives indiquent les directions de diffusion arrière dans le plan principal. L'angle zénithal solaire θ_s est fixé à 30° .

3.3.3.1 Définition du plan d'expériences

Parmi les huit variables d'entrée de PROSAIL, l'analyse de sensibilité n'est effectuée que pour six d'entre eux, à savoir : le paramètre de structure des feuilles N , la concentration en

chlorophylle C_{ab} , l'indice de surface foliaire LAI , l'angle moyen d'inclinaison des feuilles $\overline{\theta}_l$, le paramètre de *hot spot* s_l , et le paramètre de brillance du sol α_{soil} . POLDER ne permettant qu'un faible échantillonnage dans le proche infrarouge et aucun dans le moyen infrarouge, cela justifie le fait que la teneur en matière sèche C_m et la teneur en eau C_w aient été fixées au cours des simulations : $C_m = 0.010 \text{ g.cm}^{-2}$ et $C_w = 0.015 \text{ cm}$. Le paramètre de visibilité *vis* est quant à lui fixé à 50 km. Le sol est lambertien et son spectre donné en Figure 3.13.

Par ailleurs, on s'intéressera par la suite à l'étude des interactions du second ordre entre LAI et C_{ab} , LAI et $\overline{\theta}_l$, et LAI et α_{soil} . Le modèle symbolique s'écrit donc :

$$y = \overline{\rho} + LAI + C_{ab} + \overline{\theta}_l + s_l + \alpha_{soil} + N + LAI - C_{ab} + LAI - \overline{\theta}_l + LAI - \alpha_{soil} \quad (3.40)$$

Les résultats des simulations sont collectés à partir d'un plan *Hyper Gréco Latin Géométrique* pour lequel tous les facteurs ont le même nombre de niveaux. Le tableau d'expérience utilisé, selon la notation de Taguchi, est $L_{343}7^{57}$ (cf §3.3.2.2.3). Il permet de prendre en compte jusqu'à 57 facteurs (colonnes) à 7 niveaux, et comprend 343 simulations. Le choix de 7 niveaux par facteurs est dicté par le comportement non-linéaire déjà établi pour certains d'entre eux (LAI ou C_{ab} par exemple), et résulte d'un compromis puisqu'un nombre de niveaux plus important aurait nécessité beaucoup plus de simulations. Il est à noter que certaines colonnes du plan d'expériences sont aliasées entre elles, et donc inutilisables pour conduire une analyse de sensibilité sur des facteurs que l'on sait significatifs. Le plan retenu est de résolution 3. L'affectation des facteurs aux colonnes du plan est effectuée de telle sorte que celles-ci ne soient aliasées avec aucune interaction. Cela justifie *a posteriori* que l'étude n'est menée que sur 6 facteurs.

Pour chacun a été définie une gamme de variation réaliste. Les valeurs prises par les variables au cours des simulations sont équiréparties (aux arrondis près), de telle sorte que la valeur minimale (maximale) correspond à la borne inférieure (supérieure) incrémentée de 5% de la taille de l'intervalle. Ces valeurs sont rassemblées dans le Tableau 3.5.

Paramètre	Colonne	Variation	Niveaux
LAI	1	0 - 7	0.4, 1.4, 2.5, 3.5, 4.6, 5.6, 6.7
C_{ab}	17	1 - 80	5, 17, 29, 41, 52, 64, 76
$\overline{\theta}_l$	26	5 - 85	9, 21, 33, 45, 57, 69, 81
s_l	2	0.01 - 1	0.06, 0.21, 0.36, 0.51, 0.65, 0.80, 0.95
α_{soil}	32	0.5 - 2	0.57, 0.80, 1.02, 1.25, 1.48, 1.70, 1.93
N	9	1 - 2.5	1.1, 1.3, 1.5, 1.8, 2.0, 2.2, 2.4

Table 3.5 – Valeurs des paramètres au cours des simulations. “Colonne” indique la colonne du plan d'expériences $L_{343}7^{57}$ à laquelle le facteur correspondant a été affecté.

Ainsi un total de 17836 ($343 \times 13 \times 4$) réflectances ont été calculées, dans le plan principal comme dans le plan perpendiculaire d'observation.

3.3.3.2 Sensibilité des variables

Les effets moyens de chaque facteur sont calculés pour chaque longueur d'onde et chaque direction de visée. Soit $\widehat{\alpha}_{fm}(\lambda, \theta_v)$ l'effet du facteur f lorsqu'il prend la valeur m . On l'a vu

précédemment, il s'exprime par rapport à la réflectance moyenne estimée à partir des simulations, dans une configuration géométrique et spectrale donnée : $\bar{\rho}(\lambda, \theta_v)$. L'effet est maintenant exprimé en pourcentage par rapport à la réflectance moyenne, tel que :

$$E_{fm}(\lambda, \theta_v) = \frac{\overline{\rho_{fm}}(\lambda, \theta_v) - \bar{\rho}(\lambda, \theta_v)}{\bar{\rho}(\lambda, \theta_v)} \times 100 \quad (3.41)$$

Cette grandeur normalisée permet de s'affranchir de la dépendance en $\bar{\rho}(\lambda, \theta_v)$, qui varie pour chaque modèle.

Les effets des variables N , C_{ab} , LAI , $\bar{\theta}_l$, s_l et α_{soil} , sur la réflectance moyenne simulée par PROSAIL sont présentés sur les Figures 3.19 et 3.20 pour le plan principal. Les résultats mettent clairement en évidence les facteurs spectralement et directionnellement prédominants.

Dans le visible (443 et 670 nm), c'est la concentration en chlorophylle qui affecte majoritairement les niveaux de réflectance. Sur son intervalle de définition, l'amplitude totale de variation de l'effet moyen de C_{ab} est de l'ordre de 240% (443 nm) et 230% (670 nm), alors qu'elle n'est que de 41% et 57% pour LAI , et de 108% et 68% pour $\bar{\theta}_l$, qui sont les deux facteurs qui affectent le plus la réflectance après C_{ab} . En comparaison, l'amplitude de variation de l'effet pour N , s_l ou α_{soil} , est proche de 30% dans ces deux longueurs d'onde.

Dans le proche infrarouge (765 et 865 nm), ce sont $\bar{\theta}_l$ et LAI qui présentent les effets les plus importants. On notera que l'effet de C_{ab} n'est pas nul sur ce domaine spectral, alors même que le coefficient spécifique d'absorption de la chlorophylle est nul à partir de 760 nm. Cet effet permet de quantifier l'*erreur résiduelle* provenant de l'inadéquation entre modèle linéaire empirique et PROSAIL, aux différents noeuds d'échantillonnage des valeurs des variables. Elle est inférieure à 2%. De plus chaque effet n'est estimé qu'à partir d'un nombre restreint de simulations (49 simulations pour chacun des 7 niveaux pris par chaque facteur). La faible valeur de l'erreur d'estimation des effets montre la robustesse du plan expérimental choisi.

Une augmentation de la valeur de C_{ab} se manifeste par une décroissance exponentielle de son effet dans le visible. Les faibles valeurs de C_{ab} correspondent à des effets positifs par rapport à la réflectance moyenne (dans chaque configuration spectrale et directionnelle); l'accroissement de C_{ab} se traduit par une plus forte absorption par la chlorophylle et par une diminution proportionnelle de la réflectance.

Dans le bleu et le proche infrarouge, l'augmentation de LAI correspond à une augmentation des niveaux de réflectance. En particulier, dans le proche infrarouge, cela va de pair avec un accroissement de la diffusion multiple entre les différentes surfaces foliaires, ainsi qu'avec un contraste plus important entre leurs niveaux de réflectance et ceux du sol. A 670 nm, on remarque une inversion de tendance de la variation des effets moyens de LAI , comme des études précédentes l'ont signalée (par exemple Goel, 1988; Asrar et al., 1989b; Clevers et Verhoef, 1991). A cette longueur d'onde, l'augmentation des surfaces foliaires s'accompagne d'une plus forte absorption de la lumière par les chlorophylles sur toute la hauteur du couvert, ce qui se traduit par une diminution de la réflectance. Cette tendance s'observe jusqu'à un seuil, à partir duquel la réflectance augmente. Ce seuil varie en fonction de la direction de visée. La sensibilité

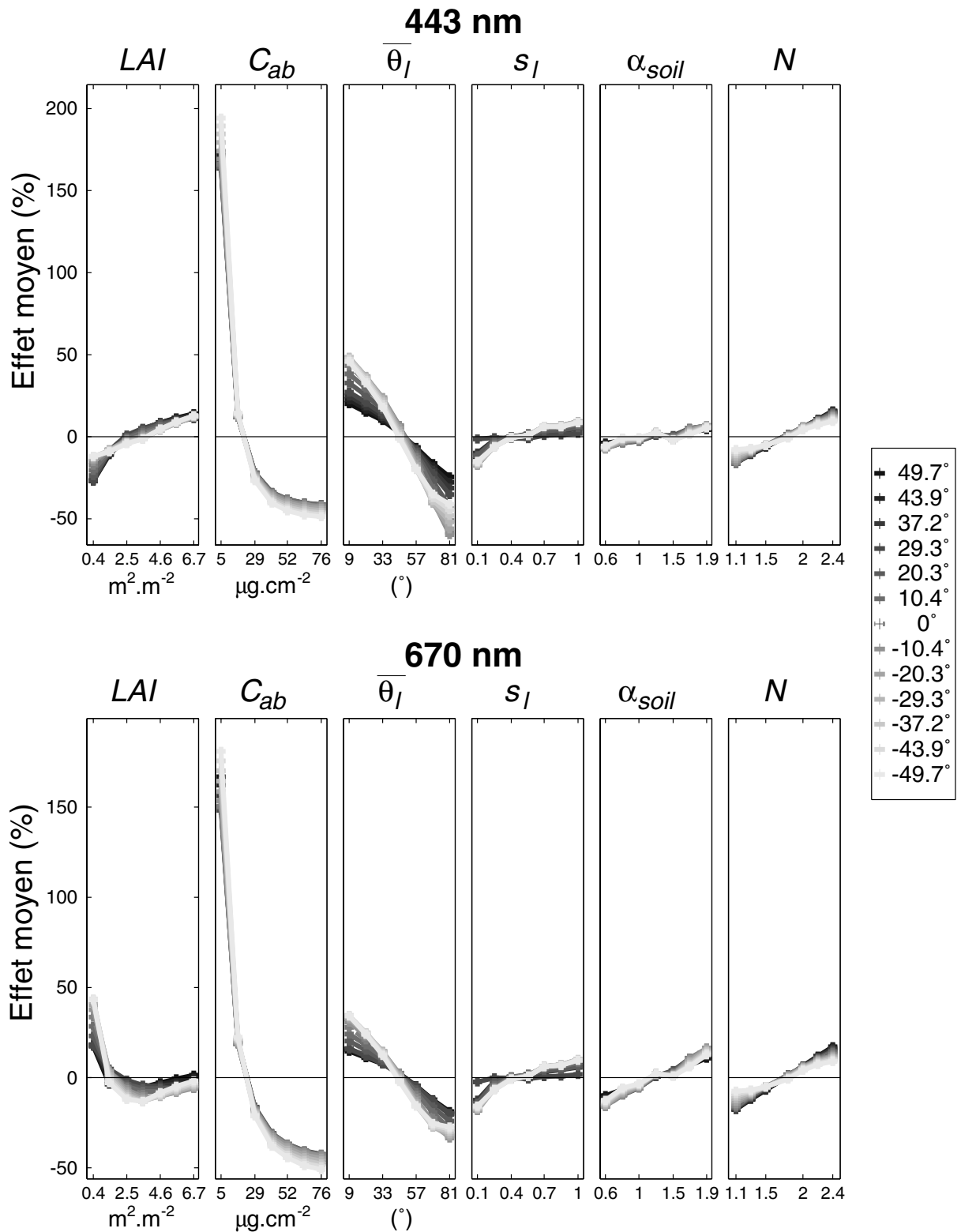


Figure 3.19 – Effets moyens de N , C_{ab} , LAI , $\overline{\theta}_l$, s_l et α_{soil} , sur la réflectance calculée par PROSAIL à a) 443 nm et b) 670 nm, pour 13 angles de visée dans le **plan principal**.

au delà de cette valeur, qui oscille ainsi entre 2.5 et 4.6 en fonction des angles de visée dans le plan principal, est faible, ce qui peut être une limite à la restitution de LAI en inversion (Gobron

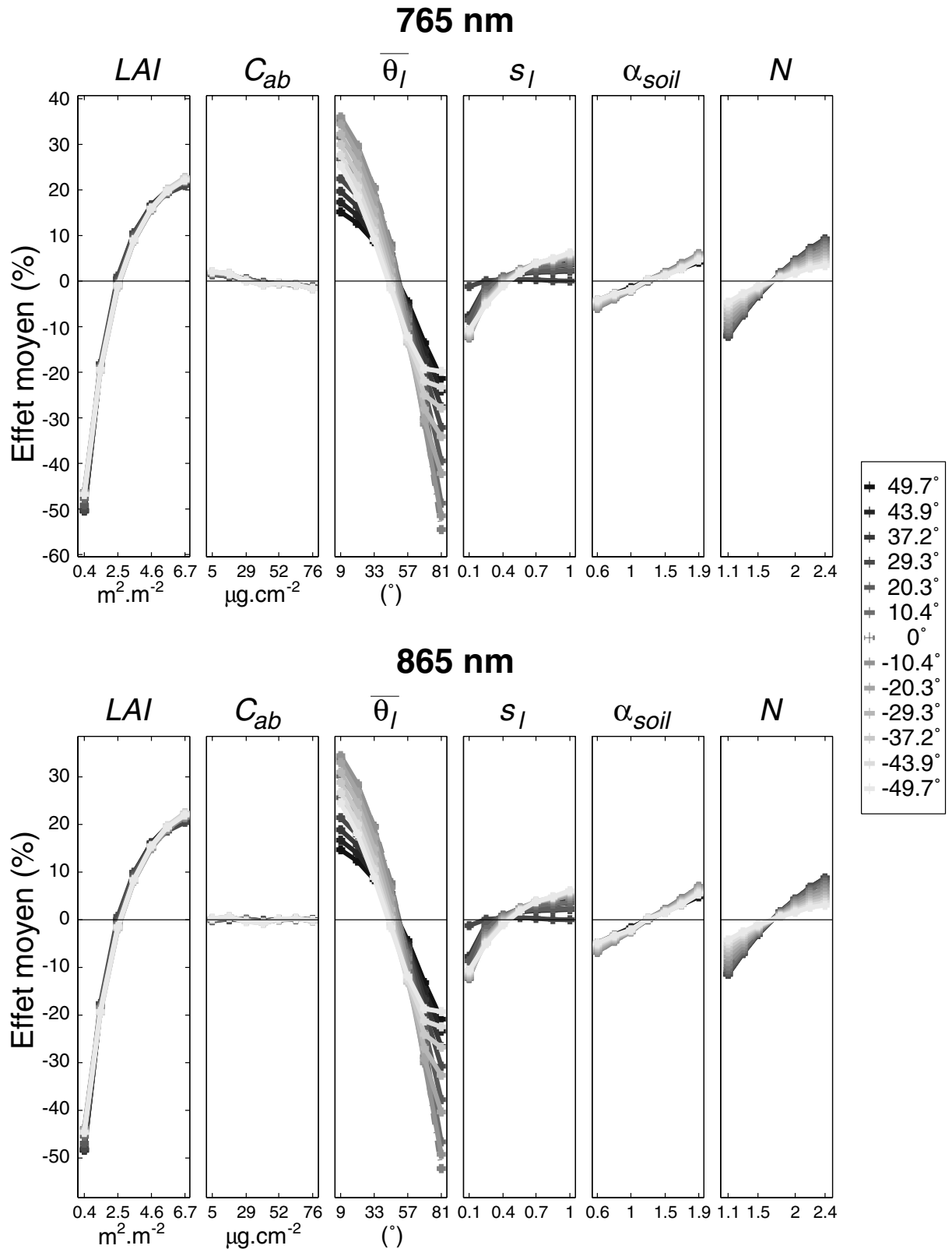


Figure 3.20 – Effets moyens de N , C_{ab} , LAI , $\bar{\theta}_l$, s_l et α_{soil} , sur la réflectance calculée par PROSAIL à a) 765 nm et b) 865 nm, pour 13 angles de visée dans le **plan principal**.

et al., 1997c). Ces auteurs notent que la précision d'estimation de LAI , à partir de l'inversion du modèle NADI sur des données simulées, décroît de manière significative lorsque la valeur de l'indice de surface foliaire dépasse 3-4.

Sur toute sa gamme de variation, la pente des effets moyens de $\overline{\theta}_l$ est négative : en augmentant l'angle moyen d'inclinaison des feuilles, la réflectance décroît dans toutes les directions de visée. Ce résultat ne fait que confirmer ce qui était déjà bien établi (par exemple Ross et Marshak, 1989). L'augmentation continue de $\overline{\theta}_l$, depuis un couvert planophile vers un couvert érectophile, permet en effet aux photons de pénétrer plus profondément à l'intérieur du couvert végétal ; les interactions avec les feuilles et le sol sous-jacent sont plus importants, et le signal électromagnétique émergent s'en trouve plus atténué (Myneni et al., 1989b ; Asner, 1998).

Les effets de α_{soil} et de N sont du même ordre de grandeur et leur variation *quasi* linéaire sur leur intervalle de définition respectif. En ce qui concerne le paramètre de *hot spot*, les effets moyens calculés pour différentes valeurs de s_l sont presque nuls autour de la direction rétro-solaire (en l'occurrence pour $\theta_v = 29.3^\circ$ dans le plan principal). Cela s'explique par le fait qu'une variation de ce paramètre n'a aucun effet sur la réflectance dans cette direction particulière (Figures 3.14 et 3.15). Ce paramètre influence davantage la largeur du pic de réflectance, caractéristique de l'effet d'opposition.

La comparaison des résultats obtenus dans le plan principal (Figures 3.19 et 3.20) et dans le plan perpendiculaire montre une plus grande dépendance directionnelle des effets des variables dans le premier cas. En effet, si l'allure générale des courbes est similaire dans le plan perpendiculaire, les valeurs des effets moyens, pour un niveau donné, changent relativement peu en fonction de la direction de visée, hormis le paramètre d'inclinaison des feuilles qui est le seul à présenter une dépendance directionnelle significative. C'est d'ailleurs ce même facteur qui affiche les variations des effets avec l'angle de visée les plus marquées dans le plan principal.

Ces observations peuvent être étendues aux modèles PROKUUSK, PROSIAPI et PRONADI, malgré quelques différences décrites par la suite.

3.3.4 Intercomparaison des modèles

Les simulations selon le plan d'expériences $L_{343}7^{57}$ ont été étendues à PROKUUSK, PROSIAPI et PRONADI, pour les mêmes configurations de POLDER. Les valeurs prises par les variables d'entrée de ces modèles sont rassemblées dans le Tableau 3.5.

Pour PROSIAPI et PRONADI, le paramètre de *hot spot* est décrit comme le rapport entre le diamètre équivalent des feuilles d_l et la hauteur du couvert H_c ; la valeur de d_l a été fixée à 0.1 quel que soit s_l et c'est donc H_c qui varie de telle sorte que d_l/H_c corresponde aux différents niveaux de s_l indiqués dans le Tableau 3.5. La valeur du paramètre de Markov λ_z du modèle PROKUUSK est fixée à 1, afin que la structure du couvert ainsi représentée soit conforme à une géométrie de Poisson supposée pour les autres modèles ; le facteur de turbidité β est fixé à 0.08.

Les valeurs de eln et θ_m , les paramètres de la distribution elliptique, sont fournies dans le Tableau 3.3. Par la suite, on n'emploiera plus que le paramètre $\overline{\theta}_l$ pour faire référence aux paramètres des deux fonctions de distribution des inclinaisons foliaires.

L'intercomparaison des modèles s'effectue dans un premier temps par rapport aux valeurs de réflectance simulées, puis en fonction de leur sensibilité respective aux variables d'entrée. Cette dernière étape permettra d'identifier quels facteurs induisent le plus de différences.

3.3.4.1 Comparaison des réflectances simulées

La consistance des quatre modèles est évaluée dans les plans principal et perpendiculaire. Aucun modèle de référence n'étant disponible (un modèle 3D par exemple), les résultats obtenus avec PROKUUSK, PROSIAPI et PRONADI, seront exprimés en fonction des réflectances simulées par PROSAIL, puisque ce dernier est le modèle à la fois le plus ancien et le plus couramment utilisé (Figure 3.21).

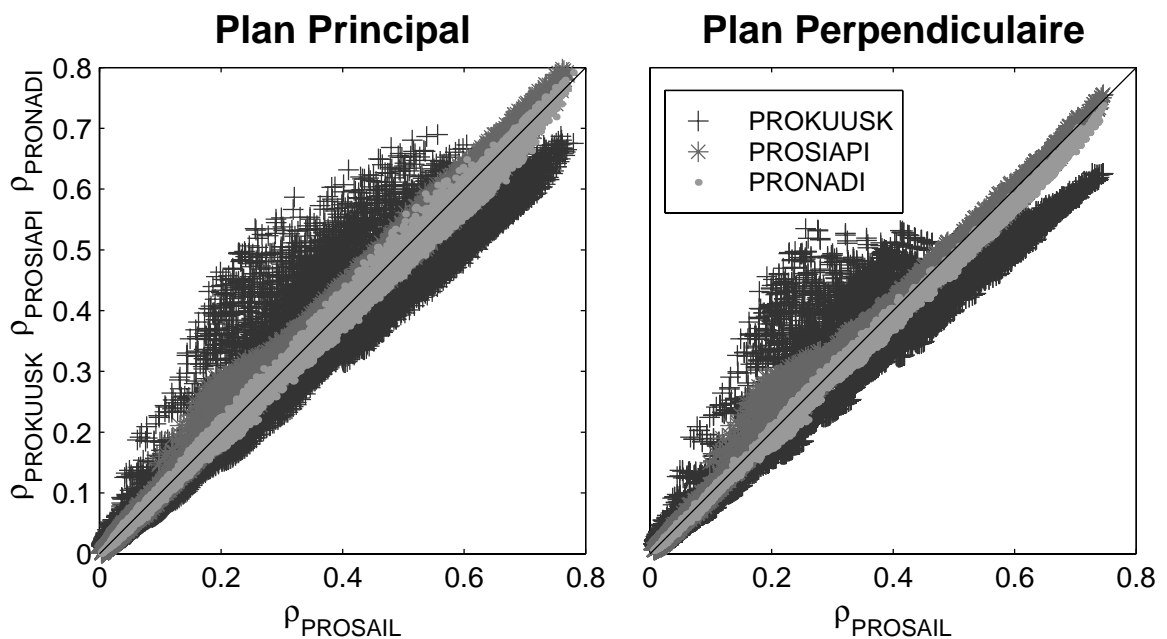


Figure 3.21 – Comparaison entre les valeurs de réflectance simulées par PROKUUSK / PROSIAPI / PRONADI et PROSAIL **a)** dans le plan principal et **b)** dans le plan perpendiculaire.

Parmi la grande diversité des couverts végétaux représentés au cours des 343 simulations, les modèles PROSAIL et PRONADI fournissent les résultats les plus proches, si l'on en juge par le Tableau 3.6. L'accord entre PROSAIL et PROSIAPI est légèrement moins bon, mais on note toutefois une faible RMSE et une très forte corrélation. C'est PROKUUSK qui présente les écarts les plus importants, ce qui pourrait s'expliquer au premier abord par la distribution d'angles foliaires différente. On peut aussi remarquer que ces écarts sont en général plus faibles dans le plan perpendiculaire que dans le plan principal.

		PROSAIL		PROKUUSK		PROSIAPI		PRONADI	
		<i>pr</i>	<i>pe</i>	<i>pr</i>	<i>pe</i>	<i>pr</i>	<i>pe</i>	<i>pr</i>	<i>pe</i>
PROSAIL	<i>R</i>	1	1	0.968	0.973	0.998	0.998	0.999	1
	<i>RMSE</i>	0	0	0.0553	0.0514	0.0151	0.0126	0.0126	0.0123
PROKUUSK	<i>R</i>			1	1	0.975	0.979	0.968	0.972
	<i>RMSE</i>			0	0	0.0508	0.0457	0.0532	0.0480
PROSIAPI	<i>R</i>					1	1	0.998	0.998
	<i>RMSE</i>					0	0	0.0163	0.0162
PRONADI	<i>R</i>							1	1
	<i>RMSE</i>							0	0

Table 3.6 – Coefficient de corrélation (R) et erreur quadratique moyenne (RMSE) entre les 17836 valeurs de réflectances simulées pour chaque modèle, dans le plan principal (pr) et le plan perpendiculaire (pe).

La Figure 3.22 montre les écarts directionnels entre les différents modèles dans le plan principal. Les différences sont moins marquées dans le visible, à cause de la forte absorption de la lumière par la chlorophylle. Les contrastes plus forts dans le proche infrarouge traduisent différentes représentations de la diffusion multiple au sein du couvert, liées à la modélisation de son architecture. Hormis PROKUUSK vs. PROSIAPI, les directions de visées autour du nadir induisent les plus fortes divergences. Malgré différentes implémentations du phénomène d'opposition (entre PROSAIL / PROKUUSK et PROSIAPI / PRONADI), les écarts dans cette direction particulière ne présentent pas de trop fortes singularités.

Dans le plan perpendiculaire (Figure 3.23), les écarts entre modèles présentent une symétrie par rapport au plan principal d'observation (les modèles sont symétriques par construction). Les valeurs pour les deux plans d'observation sont du même ordre de grandeur.

Les écarts peuvent être en partie expliqués par la prise en compte, ou non, de la composante diffuse du rayonnement incident au couvert végétal. La comparaison basée sur l'analyse de sensibilité des variables étudiées par le plan d'expériences va permettre de s'affranchir de ce facteur indésirable. De plus, les informations obtenues en comparant les réflectances ne permettent pas d'expliquer dans quelle mesure la représentation de telle ou telle variable est responsable des écarts observés. L'analyse de sensibilité comparée des modèles se révèle très instructive à ce sujet.

3.3.4.2 Analyse de sensibilité comparée

Les modèles PROSAIL, PROKUUSK, PROSIAPI et PRONADI sont maintenant comparés sur la base de la sensibilité respective de leurs variables d'entrée. Les résultats présentés ne concerneront que les simulations effectuées dans le plan principal à 670 et 865 nm (Figures 3.24 et 3.25).

Les différences entre les quatre modèles de réflectance s'expriment plus par des écarts en amplitude des effets moyens des différentes variables que par l'allure générale des courbes, le plus souvent similaires.

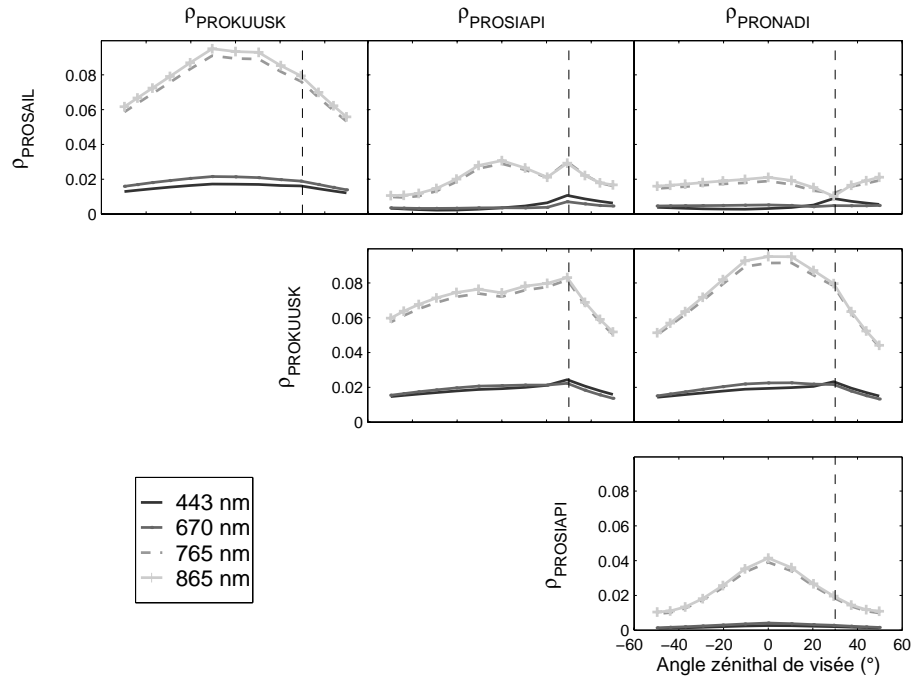


Figure 3.22 – Erreur quadratique moyenne entre les réflectances simulées par les différents modèles, en fonction de l'angle zénithal de visée dans le plan **principal**, dans les quatre bandes spectrales de POLDER.

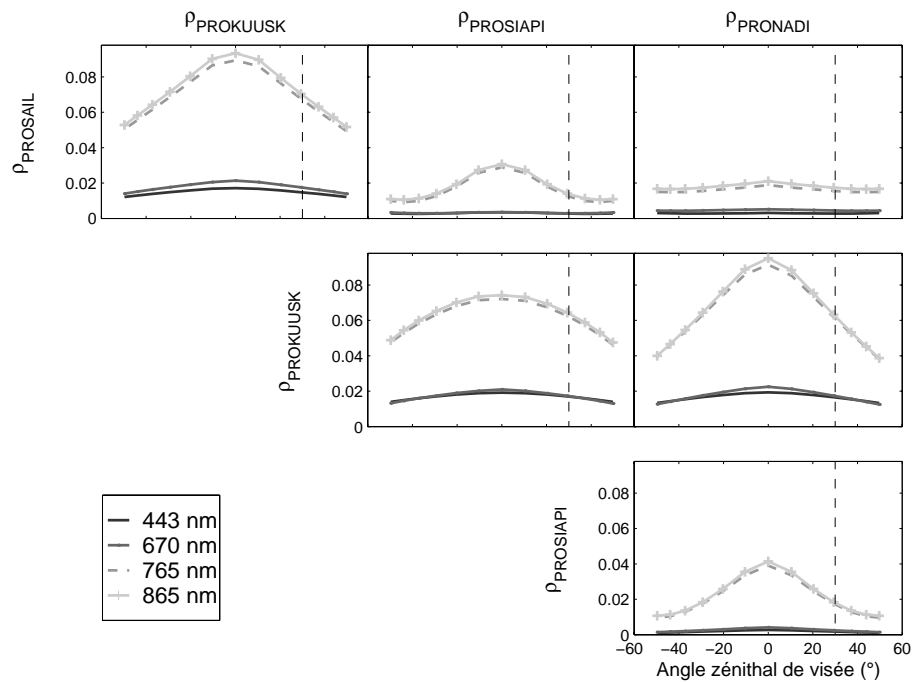


Figure 3.23 – Erreur quadratique moyenne entre les réflectances simulées par les différents modèles, en fonction de l'angle zénithal de visée dans le plan **perpendiculaire**, dans les quatre bandes spectrales de POLDER.

Les modèles sont cohérents vis-à-vis de C_{ab} et de N , ce qui n'est pas une surprise en soi puisque les propriétés optiques des feuilles sont prises en compte par le même modèle, PROSPECT. On

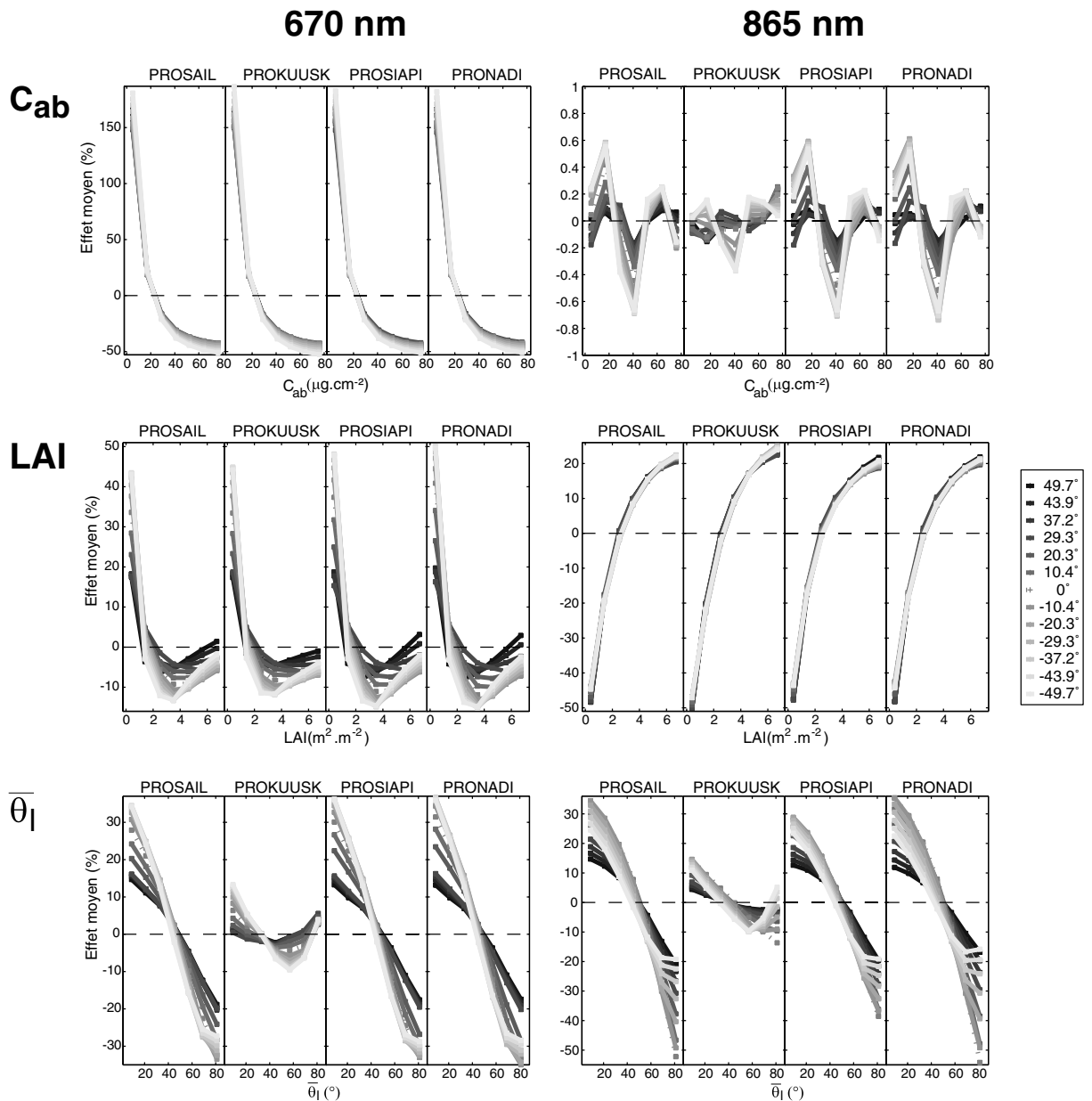


Figure 3.24 – Effets moyens de a) C_{ab} , b) LAI , et c) θ_l , obtenus pour les quatre modèles à 670 et 865 nm, et pour les 13 angles de visée du plan principal.

notera toutefois que les effets moyens de C_{ab} à 865 nm obtenus avec PROKUUSK sont les plus faibles.

Cette même tendance est observée pour le LAI , les écarts étant inférieurs à 5%. A 670 nm, la courbe des effets moyens de LAI est remarquable dans la direction du *hot spot*, dans la mesure où l'augmentation de la valeur de cette variable conduit à une diminution des valeurs de réflectances sur toute sa gamme de variation. Dans les autres directions de visée en revanche, il existe une valeur seuil de LAI à partir de laquelle l'effet moyen de ce facteur contribue positivement à la réflectance.

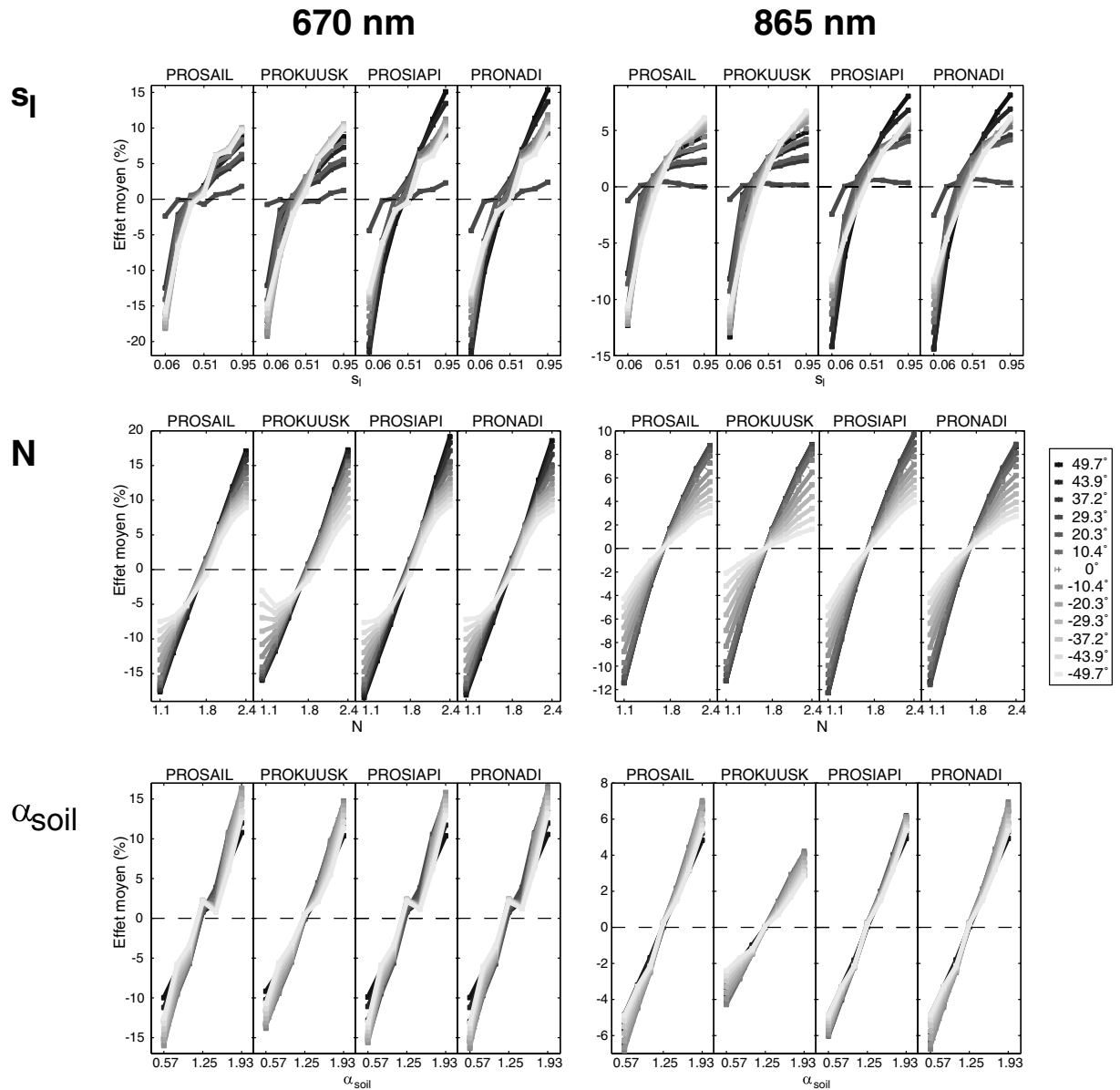


Figure 3.25 – Effets moyens de a) s_l , b) N , et c) α_{soil} , obtenus pour les quatre modèles à 670 et 865 nm, et pour les 13 angles de visée du plan principal.

L'angle moyen d'inclinaison foliaire exprime les plus grands écarts entre les modèles (Figure 3.24c). Cela était attendu du fait des fonctions de distribution différentes entre PROKUUSK et PROSAIL, PROSIAPI et PRONADI. Les écarts de la Figure 3.12 ne peuvent cependant pas expliquer à eux seuls de telles différences. Ce sont les approximations analytiques de la fonction G et des fonctions de phase du modèle PROKUUSK, basées précisément sur la distribution elliptique qui, si elles simplifient et réduisent le temps d'exécution du modèle, expliquent de telles divergences avec PROSAIL (Kuusk, 1995a). Les différences de la Figure 3.24c sont donc plutôt dues à ces approximations qu'aux seules fonctions de distribution des angles foliaires. En conséquence, les effets de $\bar{\theta}_l$ sont fortement atténués pour PROKUUSK. De plus, alors que l'effet moyen décroît *quasi* linéairement avec $\bar{\theta}_l$ pour PROSAIL, PROSIAPI et PRONADI, quelle que

soit la direction de visée, PROKUUSK présente une plus grande variabilité directionnelle de la sensibilité à ce paramètre. En effet, on observe bien une telle décroissance de l'effet moyen, mais jusqu'à un seuil qui varie en fonction de θ_v et de la longueur d'onde : à 670 nm, la pente de l'effet moyen devient positive à partir de $\bar{\theta}_l = 45^\circ$ pour les forts angles de diffusion arrière, alors que ce seuil est atteint pour $\bar{\theta}_l = 57^\circ$ pour les directions de diffusion avant ; à 865 nm, cette inversion de tendance ne se produit qu'aux angles de phase importants.

L'allure des courbes des effets moyens du paramètre de *hot spot* sont semblables entre PROSAIL / PROKUUSK et PROSIAPI / PRONADI. Les différences se traduisent par des écarts en amplitude et varient en fonction de l'angle de phase. En fait, alors que PROSAIL et PROKUUSK montrent une prédominance de l'influence de ce paramètre en diffusion avant, on observe l'inverse chez PROSIAPI et PRONADI. Dans tous les cas, la contribution de ce facteur autour de la direction rétro-solaire ($\theta_v = 29.3^\circ$) est presque nulle.

La sensibilité au paramètre de brillance du sol est presque linéaire dans les deux longueurs d'onde considérées pour tous les modèles. Les écarts sont inférieurs à 4%.

Afin de pouvoir déterminer dans quelle proportion une variable est responsable des différences observées, un indice les discriminant deux à deux est établi. Il caractérise les écarts entre deux modèles considérés (*mod1* et *mod2*), imputables aux différences de représentation d'une variable particulière :

$$\Delta_f = \sum_{\lambda} \sum_{\theta_v} \sqrt{\frac{1}{7} \sum_{1 \leq m \leq 7} \left[\frac{\hat{\alpha}_{mod1_{fm}}(\lambda, \theta_v)}{\bar{\rho}_{mod1}(\lambda, \theta_v)} - \frac{\hat{\alpha}_{mod2_{fm}}(\lambda, \theta_v)}{\bar{\rho}_{mod2}(\lambda, \theta_v)} \right]} \quad (3.42)$$

où f peut être C_{ab} , N , LAI , $\bar{\theta}_l$, s_l , ou encore α_{soil} . Les indices sont exprimés en pourcentage tels que $\Lambda_f = \frac{\Delta_f}{\sum_f \Delta_f} \times 100$.

Les résultats du Tableau 3.7 confirment les observations précédentes, à savoir, l'inclinaison moyenne des feuilles traduit les plus grandes différences entre modèles dans presque tous les cas (la comparaison PROSAIL vs. PRONADI montre que les écarts s'expliquent de la même manière par s_l et $\bar{\theta}_l$, aux erreurs résiduelles près), et ce même lorsqu'il s'agit de la même fonction de distribution. $\bar{\theta}_l$ révèle donc bien différentes formulations des fonctions de phase (liées à la prise en compte de la diffusion multiple au sein du couvert) et de la fonction G . Les différences imputables au LAI viennent en deuxième ou troisième position. Elles reflètent les contrastes dans la détermination des coefficients d'extinction. Les indices les plus faibles concernent les variables N et C_{ab} , ainsi que le paramètre de brillance des sols α_{soil} .

A noter qu'aux erreurs résiduelles près, les variables expriment le même pourcentage de différence entre deux modèles quel que soit le plan d'observation.

3.3.4.3 Contribution relative des variables

La hiérarchisation de l'influence des variables peut s'effectuer en considérant la contribution relative de chacun à la variation de réflectance simulée.

La variation globale de la réponse $\rho(\lambda, \theta_v)$ d'un modèle, dans une configuration directionnelle et spectrale donnée, s'exprime par la somme totale des carrés (*SCT*) :

		PROKUUSK		PROSIAPI		PRONADI	
		<i>pr</i>	<i>pe</i>	<i>pr</i>	<i>pe</i>	<i>pr</i>	<i>pe</i>
PROSAIL	<i>LAI</i>	7	7	20	21	21	23
	<i>s_l</i>	3	4	27	22	34	29
	<i>N</i>	3	3	8	10	5	6
	<i>C_{ab}</i>	5	5	9	9	7	7
	$\overline{\theta}_l$	76	75	32	34	30	33
	<i>α_{soil}</i>	6	6	4	4	3	3
PROKUUSK	<i>LAI</i>			11	12	10	10
	<i>s_l</i>			8	7	8	7
	<i>N</i>			5	4	3	3
	<i>C_{ab}</i>			5	5	5	4
	$\overline{\theta}_l$			66	67	69	70
	<i>α_{soil}</i>			5	5	5	6
PROSIAPI	<i>LAI</i>					18	18
	<i>s_l</i>					5	6
	<i>N</i>					13	13
	<i>C_{ab}</i>					13	13
	$\overline{\theta}_l$					46	46
	<i>α_{soil}</i>					5	4

Table 3.7 – Indices d'écart entre modèles attribuables aux différents facteurs, à hauteur de 100 %. En gras sont indiquées les valeurs les plus fortes. Pour chaque case du tableau correspondant à la comparaison entre deux modèles, la première colonne correspond au plan principal, la seconde au plan perpendiculaire.

$$SCT = \sum_{1 \leq i \leq N} [\rho_i(\lambda, \theta_v) - \bar{\rho}(\lambda, \theta_v)]^2 \quad (3.43)$$

Cette grandeur correspond à l'estimation de la variance totale des résultats des essais au facteur $1/(N - 1)$ près. SCT se décompose "géométriquement" selon le théorème de Pythagore : $SCT = SCRES + \|\sum c\|^2$, où $SCRES = \sum_{1 \leq i \leq N} \varepsilon_i^2$ est la somme des carrés des résidus, et $\|\sum c\|^2$ la somme des carrés "explicatifs". $SCRES$ représente la variation de la réponse due à l'erreur d'adéquation et inexpliquée par les actions (Benoist et al., 1994). La quantité $\|\sum c\|^2$ représente les variations de la réponse dues aux actions (facteurs et interactions entre facteurs), et s'exprime par $\|\sum c\|^2 = \sum_i SCE_{f_i} + \sum_{i,i'} SCE_{f_i f_{i'}}$ (Schimmerling et al., 1998).

Pour chaque bande spectrale et chaque direction de visée, un indice caractérisant la variance expliquée par chaque facteur est ainsi déterminé :

$$C_f(\lambda, \theta_v) = \frac{SCE_f(\lambda, \theta_v)}{SCT(\lambda, \theta_v)} \times 100 \quad (3.44)$$

avec

$$SCE_f(\lambda, \theta_v) = \frac{N}{n_f} \sum_{1 \leq m \leq n_f} [\hat{\alpha}_{fm}(\lambda, \theta_v)]^2 \quad (3.45)$$

Ces indices de contribution correspondent aux indices de sensibilité calculables par les méthodes FAST et de Sobol (Saltelli et al., 2000).

Les Figures 3.26 et 3.27 représentent la contribution relative de chacune des variables en fonction de l'angle de visée. On notera que la somme des contributions de chaque facteur, dans une géométrie d'observation donnée, est inférieure à 100%. Cela est dû aux erreurs résiduelles déjà mentionnées et au fait que les interactions entre variables ne sont pas prises en compte jusqu'à présent.

Ces figures montrent l'influence directionnelle des différents paramètres d'un point de vue original. La teneur en chlorophylle (670 nm) et l'indice de surface foliaire (865 nm) affectent majoritairement la réflectance aux angles de visée élevés, pour lesquels le chemin optique au sein du couvert végétal est plus important. On remarque que la contribution de C_{ab} est légèrement inférieure pour les directions de diffusion avant (dans le plan principal ; les contributions dans le plan perpendiculaire étant symétriques par rapport au nadir). Cette tendance, si elle s'observe aussi pour le LAI dans le proche infrarouge, est inversée à 670 nm. La variation directionnelle de la contribution de l'inclinaison foliaire est symétrique de celle de l'indice de surface foliaire, avec une plus grande influence en diffusion avant. Elle culmine au nadir, où la probabilité de fraction de trous dans le couvert végétal atteint son maximum directionnel, et est la plus sensible à l'orientation des feuilles (Kimes, 1984). Pour PROKUUSK, la contribution de C_{ab} est globalement supérieure à celle des autres modèles, alors que son amplitude de variation directionnelle est moins importante. En contrepartie, $\bar{\theta}_l$ joue un rôle moins important pour les raisons déjà invoquées. PROKUUSK reste toutefois cohérent avec les autres modèles.

Ces deux figures renforcent les observations précédentes sur la hiérarchisation de l'influence des paramètres qui est similaire pour tous les modèles. Dans le visible, c'est principalement l'absorption chlorophyllienne qui détermine la variation de la réflectance ; la contribution des paramètres caractéristiques de la structure du couvert étant du même ordre de grandeur. Dans le proche infrarouge, les variations de réflectance s'expliquent surtout par celles de l'indice de surface foliaire et de l'angle d'inclinaison des feuilles, suivis du paramètre de structure N , du paramètre de *hot spot* et du facteur de brillance du sol.

3.3.4.4 Interactions entre variables

L'utilisation des plans d'expériences numériques permet en outre de quantifier l'interaction entre différentes variables d'un même modèle de réflectance. L'effet moyen de l'interaction entre les facteurs f et f' se déduit de l'équation (3.39). Sa contribution est calculée selon (3.44) avec $SCE_{ff'}(\lambda, \theta_v) = \frac{N}{n_f \times n_{f'}} \sum_{1 \leq m \leq n_f} \sum_{1 \leq m' \leq n_{f'}} [\hat{\alpha}_{f_m, f'_m'}(\lambda, \theta_v)]^2$.

La manière dont les facteurs ont été attribués aux différentes colonnes du plan d'expériences ne permet d'étudier que les interactions entre deux facteurs disjoints : LAI et C_{ab} , LAI et $\bar{\theta}_l$, ou

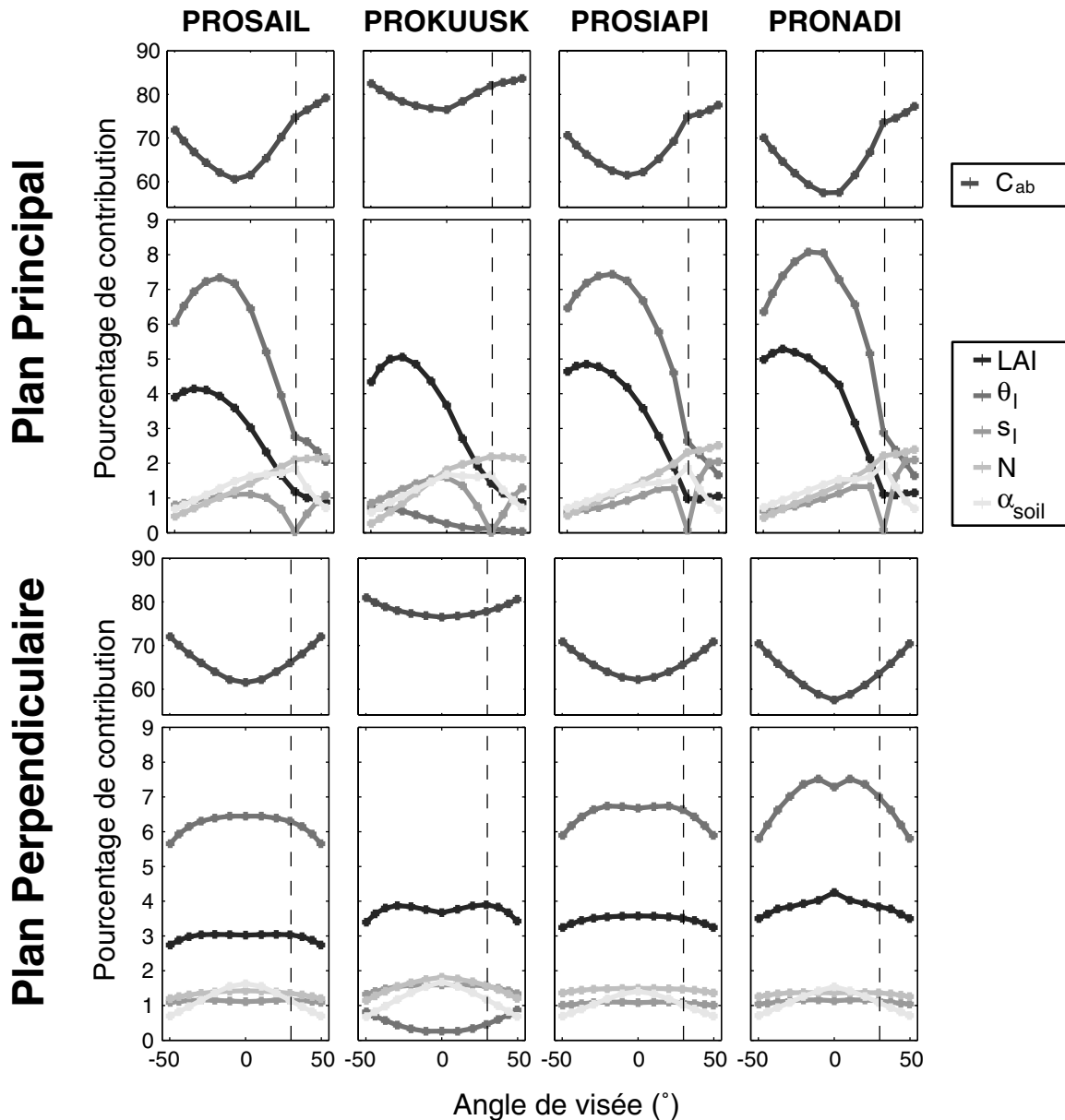


Figure 3.26 – Contribution comparée, pour les quatre modèles de réflectance à 670 nm, de LAI , C_{ab} , θ_l , s_l , α_{soil} et N , en fonction de l'angle de visée **a)** dans le plan principal et **b)** dans le plan perpendiculaire.

LAI et α_{soil} . On suppose que les interactions d'ordre 3 sont négligeables.

Les résultats des Figures 3.28 et 3.29 montrent que l'effet de certaines interactions sur la réflectance peut être supérieur à celui de certains paramètres seuls.

Ainsi à 670 nm et quelle que soit la direction de visée du plan principal, la contribution moyenne de LAI est de 2.7% alors que celle de $LAI-C_{ab}$ est de 6.2% pour PROSAIL, et ce alors même que LAI a été classé comme étant la troisième variable influente à cette longueur d'onde. L'interaction $LAI-C_{ab}$ est la plus significative dans le domaine visible. Elle pouvait déjà s'appréhender sur la Figure 3.24 où les effets de ces deux variables varient de manière similaire.

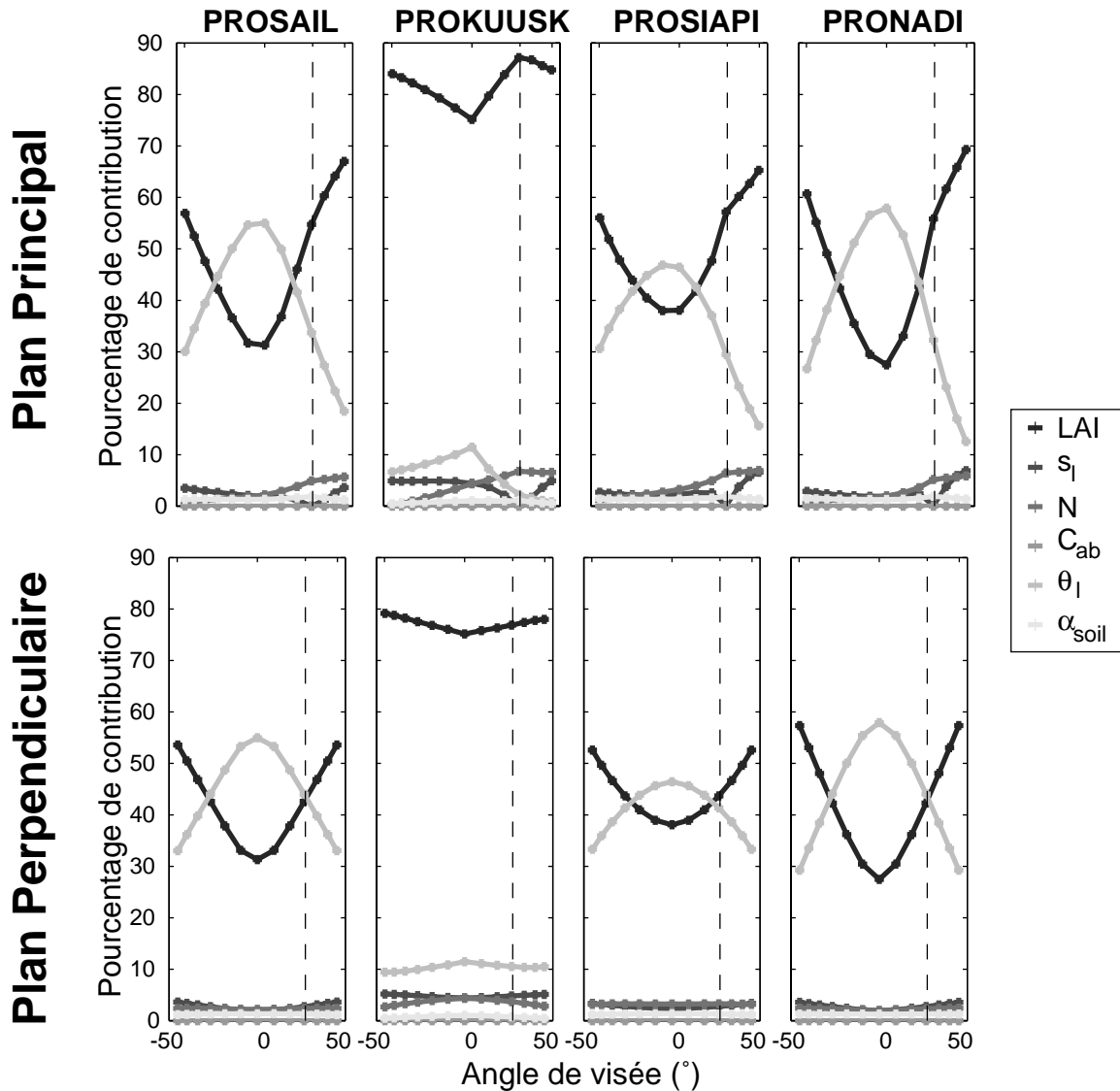


Figure 3.27 – Contribution comparée, pour les quatre modèles de réflectance à 865 nm, de LAI , C_{ab} , θ_l , s_l , α_{soil} et N , en fonction de l'angle de visée a) dans le plan principal et b) dans le plan perpendiculaire.

Pour PROSAIL, PROSIAPI et PRONADI, cette interaction est minimale au nadir et maximale dans la direction du *hot spot* (plan principal). Pour PROKUUSK en revanche, sa contribution augmente *quasi* linéairement depuis les forts angles de visée du plan principal jusqu'à la direction rétro-solaire; dans le plan perpendiculaire, sa variation directionnelle est assez importante en amplitude, à la différence des autres modèles. Le modèle PROKUUSK présente les plus fortes valeurs de contribution de $LAI-C_{ab}$, contrebalancées par les plus faibles effets pour $LAI-\theta_l$ et $LAI-\alpha_{soil}$. Encore une fois, on note la très bonne cohérence des modèles PROSAIL, PROSIAPI et PRONADI, malgré leurs formalismes différents.

Dans le proche infrarouge, l'interaction $LAI-\theta_l$ a une contribution maximale au nadir sauf pour PROKUUSK. Cela peut expliquer ces deux variables sont fortement corrélées dans ces configurations de visée en inversion (Jacquemoud, 1993; Qiu et al., 1998). L'interaction entre

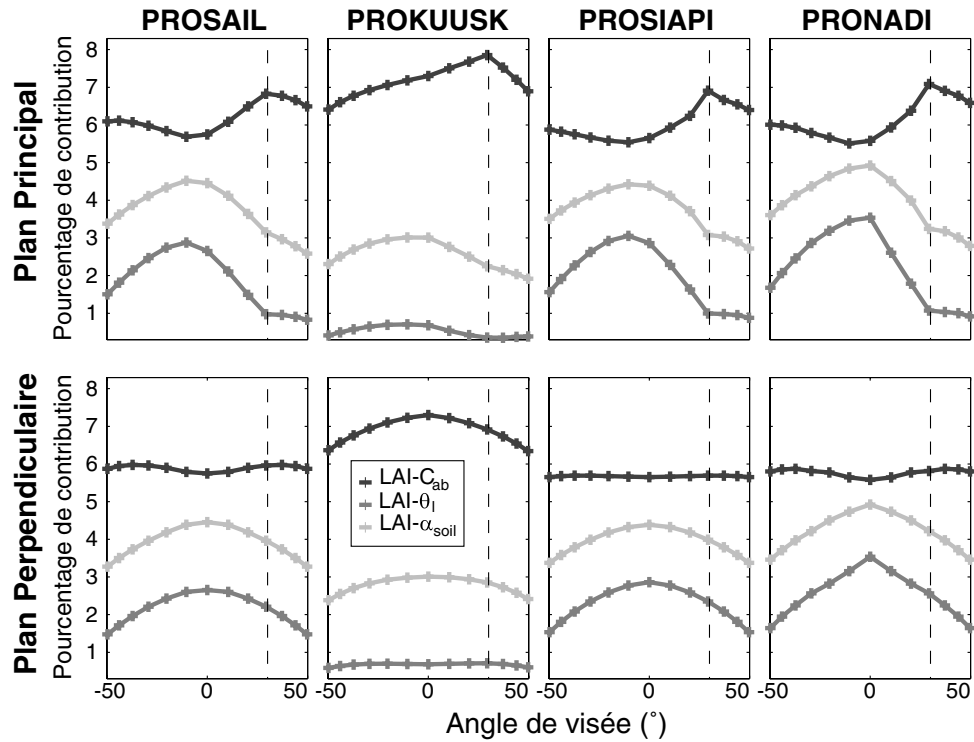


Figure 3.28 – Contributions des interactions $LAI-C_{ab}$, $LAI-\overline{\theta}_l$ et $LAI-\alpha_{soil}$, à 670 nm, en fonction de l'angle zénithal de visée **a)** dans le plan principal, **b)** dans le plan perpendiculaire.

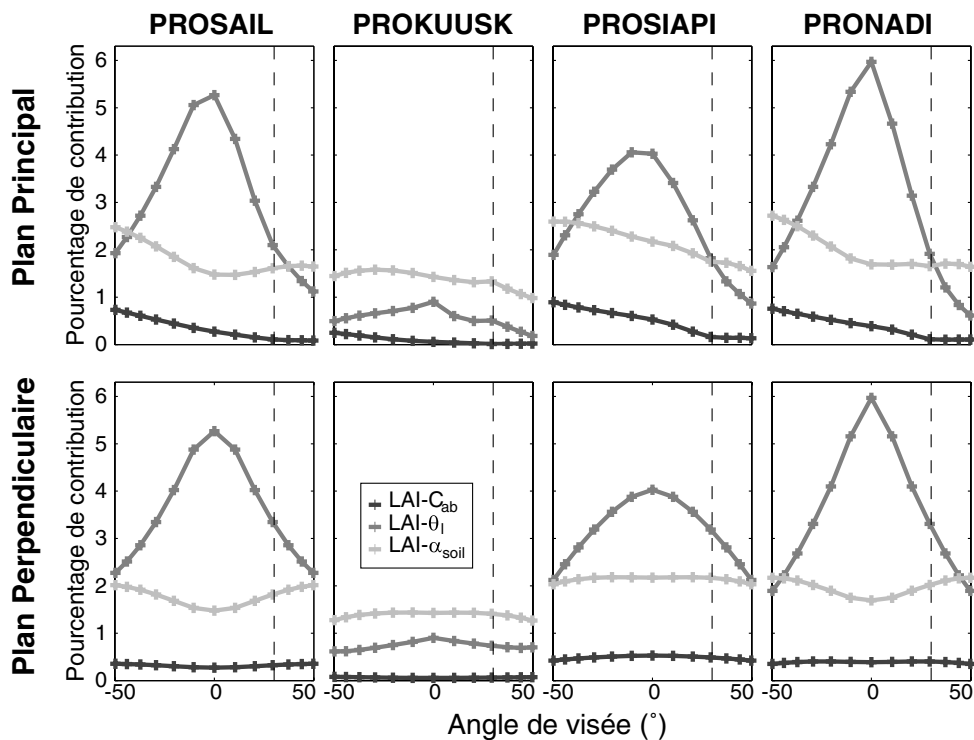


Figure 3.29 – Contributions des interactions $LAI-C_{ab}$, $LAI-\overline{\theta}_l$ et $LAI-\alpha_{soil}$, à 865 nm, en fonction de l'angle zénithal de visée **a)** dans le plan principal, **b)** dans le plan perpendiculaire.

les effets des feuilles et du sol peut être évaluée en regard de $LAI-\alpha_{soil}$. Comme prévu, cette interaction est plus importante dans le visible que dans le proche infrarouge puisque le contraste entre les niveaux de réflectance des feuilles et du sol est plus faible dans le visible.

Cette étude montre que le problème inverse est multivalué. Outre le fait que des combinaisons différentes des valeurs des variables peuvent conduire aux mêmes valeurs de réflectance, rendant ainsi la solution du problème inverse non unique, les interactions entre variables peuvent ainsi ralentir les inversions et conduire à de mauvaises estimations. L'importance de l'interdépendance des variables d'entrée des modèles, pour le calcul des réflectances directionnelles et spectrales, est donc un aspect particulièrement important qui rend le problème inverse mal conditionné et multivalué.

3.4 Conclusion

Quatre modèles unidimensionnels de réflectance des couverts végétaux ont été couplés au modèle de propriétés optiques des feuilles PROSPECT. Ils diffèrent par leur formalisme, et en particulier par la résolution du transfert radiatif au sein du couvert végétal. Cette dernière est résolue aux différents ordres de diffusion dans IAPI et NADI, alors que SAIL consiste en une approximation à quatre flux pour laquelle la distribution angulaire au sein du couvert est représentée avec moins de précision. KUUSK correspond à un compromis entre ces deux approches. Si ces différences et celles correspondant à la prise en compte de certains phénomènes (*hot spot*, distribution des angles foliaires) sont connues, l'évaluation de leur impact sur les écarts entre les modèles reste problématique.

La méthode des plans d'expériences numériques est apparue comme une alternative prometteuse pour une telle étude. Une intercomparaison originale a ainsi pu être entreprise sur la base de la sensibilité à leurs variables d'entrée, à partir d'un nombre restreint de simulations.

PROSAIL, PROSIAPI et PRONADI apparaissent cohérents, tant par rapport aux réflectances simulées dans les configurations de l'instrument POLDER spatial, que par rapport aux effets estimés de N , C_{ab} , LAI , $\overline{\theta}_l$, s_l et α_{soil} . PROKUUSK affiche de plus grandes différences, principalement attribuées aux différentes fonctions de distribution des inclinaisons foliaires (elliptique dans PROKUUSK, ellipsoïdale dans les autres modèles), et plus particulièrement aux implémentations de la fonction G et des fonctions de phase de la diffusion multiple qui en découlent. Les approximations analytiques pour le calcul de ces fonctions dans PROKUUSK expliquent ainsi la grande majorité des écarts observés. Les résultats obtenus pour les autres variables sont en revanche très similaires, en particulier en ce qui concerne la hiérarchie (spectrale et directionnelle) de la contribution des facteurs à la variation globale des réponses simulées. Il apparaît très clairement que la concentration en chlorophylle est le facteur majoritaire contrôlant les niveaux de réflectance dans le visible. Dans le proche infrarouge, les contributions de l'indice de surface foliaire et de l'inclinaison des feuilles sont du même ordre de grandeur. Ce dernier résultat montre la limite des inversions qui consistent à fixer la valeur de l'inclinaison foliaire, pouvant conduire

à une estimation erronée de LAI . L'interaction entre facteurs est prise en considération par la méthode décrite : différentes combinaisons de certaines variables ont plus d'influence sur la réflectance que les variables seules. Cet aspect peut être une contrainte en inversion puisqu'il peut rendre le problème inverse mal conditionné.

Il aurait été formateur de réaliser l'étude de sensibilité comparative sur les géométries d'éclairément (θ_s) et de visée (θ_v, ϕ). Elle n'a malheureusement pu être réalisée en raison du nombre de configurations directionnelles important qu'elle aurait nécessité (problèmes du choix du plan d'expériences et des coûts en temps de calcul).

Le modèle PROSAIL, outre sa relative "simplicité", a montré être un compromis avantageux entre faibles temps de calculs et qualité des réflectances simulées, face à des modèles plus complexes. La comparaison des modèles sera étendue par la suite au mode inverse, qui reste la méthode principale pour valider un modèle.

Chapitre 4

Détermination de configurations optimales d'observation

La profusion des systèmes embarqués dédiés à l'observation de la Terre a multiplié les données sur la couverture végétale. Alors que les premiers instruments ne fournissaient qu'une information spectrale (LANDSAT-TM, SPOT-HRV, NOAA-AVHRR), la dernière décennie a vu l'émergence de capteurs spatiaux alliant un échantillonnage des mesures à la fois dans l'espace spectral et dans l'espace directionnel des réflectances (TERRA-MISR, ADEOS-POLDER par exemple). L'inversion d'un modèle de propriétés optiques des feuilles couplé à un modèle physique de réflectance des couverts végétaux, pour en estimer quantitativement leur état, permet de tirer pleinement avantage des caractéristiques tant spectrales que directionnelles du signal radiométrique mesuré.

Comme nous l'avons vu au Chapitre 2, le problème inverse est sur-déterminé puisque le nombre de mesures est généralement plus grand que le nombre de variables à estimer. Une question se pose alors : comment choisir, parmi M valeurs de réflectance disponibles, le plus petit sous-ensemble N qui conduit à la meilleure estimation des variables ? La définition de configurations *optimales* (au sens défini précédemment) d'observations est un sujet d'actualité (Kimes et al., 2000) qui fait désormais partie des exigences mises en avant par les agences spatiales (CNES, ESA, NASA) pour améliorer la qualité des produits de télédétection et pour la définition de nouveaux capteurs.

La qualité de l'estimation est liée à la fois aux mesures (contenu en information), au modèle physique choisi (adéquation avec les réflectances mesurées), et à la méthode d'inversion (algorithme de minimisation, choix de la fonction de mérite). Ce chapitre traite conjointement de ces trois aspects.

Afin de déterminer les configurations optimales d'observation, nous allons utiliser la base de données de réflectances directionnelles et hyperspectrales acquises au Centre Commun de Recherche (Ispra, Italie), lors de la campagne EGO96¹. Le modèle PROSAIL est dans un premier temps utilisé en sens direct pour déterminer les configurations expérimentales les plus porteuses

¹EGO = **E**uropean **G**oniometric **F**acility.

en information sur ses variables d'entrée. Il est ensuite utilisé en inversion sur les réflectances mesurées pour déterminer l'ensemble des directions optimales de visée.

4.1 Critères d'optimalité

Les erreurs de mesures ainsi que les erreurs d'adéquation modèle-“réalité” (inadéquation entre les variables d'entrée du modèle et les variables d'état “vraies”, inadéquation entre les réflectances simulées et les réflectances mesurées) concourent à la non unicité de la solution. Le concept même de recherche du meilleur jeu de variables dans l'espace des solutions possibles, suppose implicitement qu'il existe aussi une combinaison particulière des données de réflectance qui y est associée. Les configurations optimales correspondent aux conditions de mesures spectrales et directionnelles pour lesquelles ce nombre *minimal* des données a été acquis.

Selon la nature de l'information radiométrique disponible, deux communautés scientifiques distinctes ont abordé le problème de manière sensiblement différente.

Les spécialistes de la haute résolution spectrale, même s'ils abordent rarement le sujet sous l'aspect inversion de modèle, ont été les pionniers en matière d'estimation du contenu en information des spectres de réflectance des couverts végétaux ou des sols. Le *contenu en information* d'un spectre est une mesure du nombre de variables indépendantes expliquant la majorité de sa variabilité observée. Sa détermination statistique va de pair avec l'identification des régions spectrales les plus sensibles à ces variables (Price, 1975). Typiquement, 5 *dimensions* suffisent à décrire la variabilité du signal radiométrique mesuré au-dessus de la végétation (Price, 1992 ; Curran, 2001) : deux dans le visible, une dans le proche infrarouge, et deux dans le moyen infrarouge. La sélection d'un nombre limité de longueurs d'onde à des fins d'estimation des caractéristiques des feuilles ou des couverts est, dans la plupart des cas, effectuée statistiquement (régressions linéaires multiples par exemple).

La communauté “directionnelle” quant à elle, met depuis longtemps à profit la plus forte anisotropie des surfaces végétales dans le plan principal, pour en déterminer les caractéristiques structurales (Gerstl et al., 1986 ; Kuusk, 1991a ; Kimes et al., 2000). Privette et al. (1996a) ont par ailleurs démontré que la fonction de mérite est plus sensible aux variations des variables dans le plan principal que dans le plan perpendiculaire. L'approche généralement retenue consiste à explorer l'espace des données acquises dans différentes configurations d'observation (spectrales / directionnelles) en inversion, afin de déterminer celles conduisant à la meilleure restitution des variables (Maggion, 1995).

Plusieurs études ont montré qu'un nombre limité de directions de visée (typiquement 6 ou 7) suffisait à bien estimer les variables (Gao et Lesht, 1997 ; Weiss et al., 2000). Les forts angles de visée et la direction du *hot spot* semblent privilégiés (Goel et Thompson, 1985 ; Combal, 1999 ; Weiss et al., 2000) au détriment des observations au nadir.

La question des angles solaires optimaux est sujette à moins d'analyses et fournit des réponses quelque peu contradictoires. Si Goel et Thompson (1985) arrivent à la conclusion que les forts angles solaires sont préférables, Privette et al. (1996b) préconisent en revanche des observations

à de faibles élévations solaires. De toute évidence ces résultats varient selon les couverts et selon les conditions atmosphériques (dont la qualité dépend de l'élévation solaire) qui influent sur le contenu en information du signal radiométrique (Kimes et al., 2000). Les problèmes de configuration de visée et de configuration d'illumination ne sont cependant pas indépendants. Plus généralement, la question devrait être abordée en terme d'angle de phase.

Le choix de configurations optimales est de plus subordonné au modèle utilisé et à la sensibilité de ses variables d'entrée. On ne peut espérer estimer une variable de manière fiable si celle-ci n'a que peu d'influence sur les valeurs de réflectance. Idéalement, une configuration d'observation est optimale pour l'estimation d'une variable particulière si :

1. la sensibilité aux variations de cette variable est importante,
2. la variance de la réponse est majoritairement expliquée par l'action de cette variable,
3. l'action de la variable est indépendante de celle des autres facteurs laissés libres, *i.e.* les interactions entre variables sont les plus faibles possibles.

Une étude "théorique" des configurations optimales, basée sur la sensibilité du modèle PROSAIL, est confrontée aux résultats obtenus en inversion sur les mesures de la campagne EGO96.

4.2 La campagne de mesures EGO96

Le dispositif instrumental ainsi que la composition du jeu de mesures expérimentales sont décrits, et le problème de la calibration des mesures radiométriques est abordé.

4.2.1 Caractéristiques instrumentales

L'instrument EGO permet d'échantillonner automatiquement le facteur de réflectance bidirectionnelle de petites cibles, avec une couverture presque totale de l'hémisphère supérieur (Solheim et al., 1996).

La Figure 4.1 présente le dispositif expérimental : il consiste en un rail circulaire horizontal de 4 m de diamètre et de deux demi-arcs de cercle verticaux indépendants, mobiles en azimut, portant la source d'éclairage et le capteur. La surface éclairée correspondant à un éclairage vertical, lorsque la source est à 1.85 m et est utilisée à son ouverture maximale (39°), est un disque de 1.5 m de rayon. La précision de positionnement zénithale est de $\pm 0.1^\circ$; elle est de $\pm 0.01^\circ$ en azimut (Sandmeier et al., 1998 ; Vogt, 1997).

Dans le système de coordonnées propre au goniomètre, l'angle d'*élévation*² correspond à l'angle entre la normale à la cible et la position de la source (*SE*) ou du capteur (*DE*). La position de la source peut varier en élévation de 0° à -80° (*SE* = 0° correspondant à une position au zénith) ; au cours de l'expérience, sa position azimutale (*SA*) est constante : *SA* = 180° . La

²ou angle zénithal.

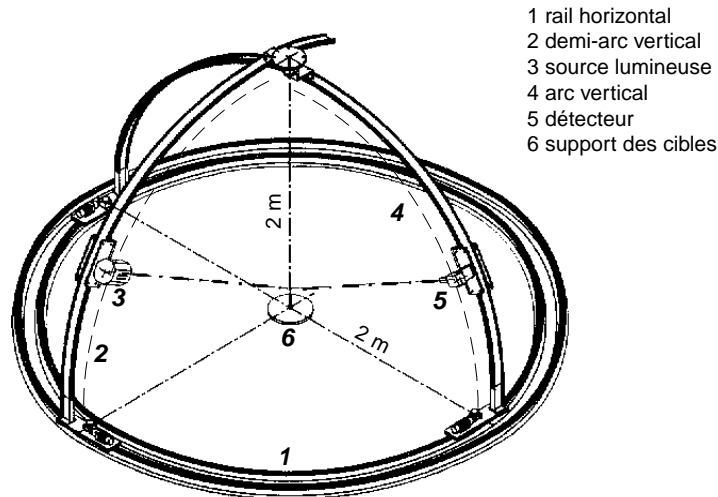


Figure 4.1 – Aperçu du système EGO.

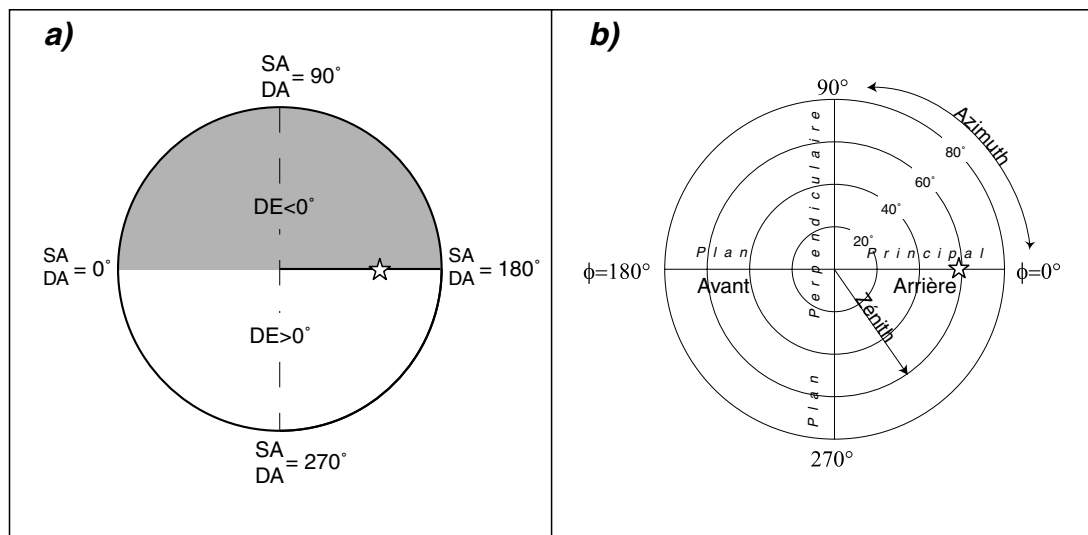


Figure 4.2 – a) Système de coordonnées EGO, b) coordonnées polaires. L'étoile indique la position de la source d'éclairage.

position du détecteur est définie telle que $DE \in [-80^\circ; +80^\circ]$ ($DE = 0^\circ$ correspond à une visée au nadir) et $DA \in [0^\circ; 360^\circ]$. Dans le cas du plan principal, DE est négatif pour les directions de diffusion avant, et positif pour les directions de diffusion arrière. On adoptera par la suite un système de coordonnées angulaires plus classique : la position de la source est définie par son angle zénithal θ_s ; la position du capteur est référencée par son angle zénithal θ_v et l'angle azimutal relatif ϕ (Figure 4.2).

La source d'éclairage, une lampe halogène collimatée de 1000W, a été placée à $\theta_s = 31.6^\circ$ tout au long de l'expérience. Le spectroradiomètre SE590 (Spectron Engineering) a été utilisé pour les mesures de luminance dans 252 bandes spectrales étroites, entre 368.4 et 1113.7 nm. Un filtre optique laissant passer 13% de l'intensité énergétique incidente a été ajouté au détecteur. Les

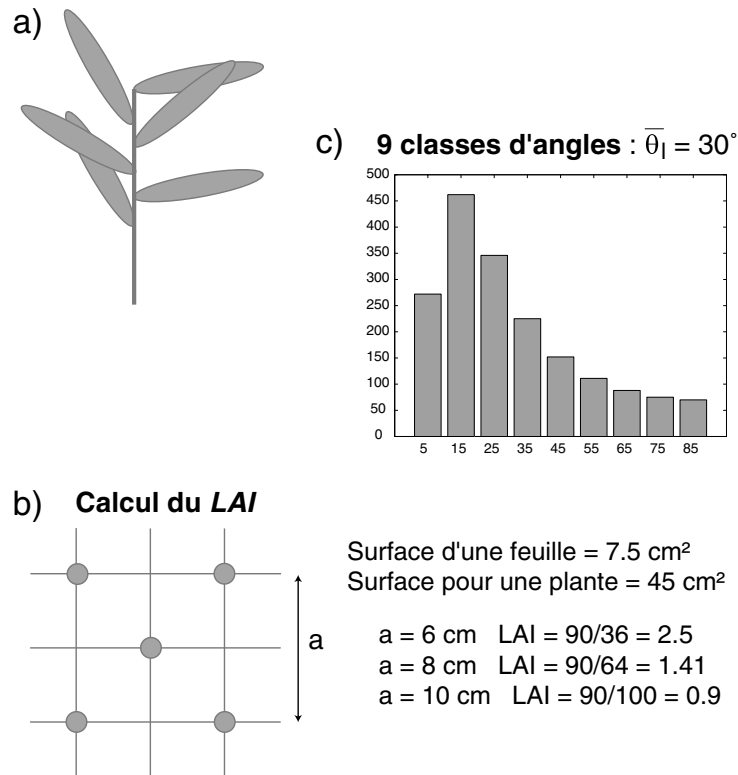


Figure 4.3 – a) Description d'une plante artificielle ; b) calcul de LAI théorique ; c) calcul des classes d'angles foliaires.

signaux radiométriques réfléchis par différentes cibles ont ainsi été enregistrés, directionnellement et spectralement.

4.2.2 Protocole expérimental

Trois couverts végétaux artificiels d'abord ont été considérés. Ces maquettes, prêtées par B. Andrieu de l'INRA-Grignon, sont composées de 300 "plantes" identiques, constituées chacune d'une tige sur laquelle sont rattachées 6 feuilles artificielles orientables (Figure 4.3). Ces couverts diffèrent par leur indice de surface foliaire théorique, dont les valeurs ont été établies en faisant varier l'espace entre les tiges. L'inclinaison des angles "foliaires" suit une distribution ellipsoïdale avec un angle moyen d'inclinaison $\bar{\theta}_l$ de 30° , identique pour chaque maquette. Le paramètre de *hot spot* a été évalué à partir du diamètre équivalent de la surface des feuilles (la feuille ayant la même surface qu'un disque) et de la hauteur du couvert : $s_l = 0.21$. Enfin, une plaque de polystyrène peinte en noir a été utilisée comme support de ces maquettes.

Trois couverts naturels de soucis (*Tagetes ssp L.*) et de trèfle (*Trifolium repens L.*) ont été étudiés dans les mêmes conditions expérimentales, ainsi que le sol sous-jacent. Leurs valeurs de LAI ont été déterminées *in situ* à l'aide du LAI-mètre Licor LAI2000. La Figure 4.4 présente les trois couverts végétaux sur le banc optique du système EGO.

Les données radiométriques sont acquises automatiquement :

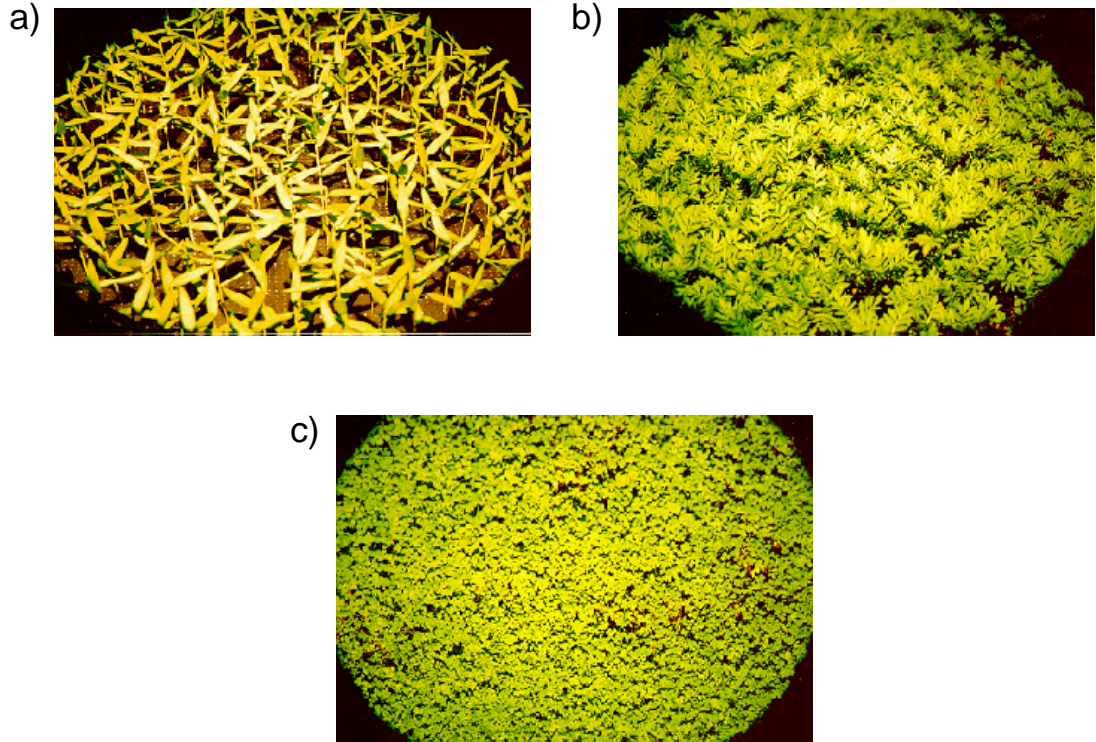


Figure 4.4 – Couverts **a)** artificiel, **b)** de soucis et **c)** de trèfle, sur le banc optique.

- dans 210 directions de visée différentes pour les couverts artificiels et naturels, le radiomètre étant situé à 1.30 m de la cible et son angle d'ouverture étant de 15° ;
- dans 78 directions de visée différentes pour les mesures au-dessus des sols et des panneaux de référence, la distance détecteur-cible étant de 1.85 m pour un angle d'ouverture de 1° .

Comme on le voit sur la Figure 4.5, la conception du système EGO ne permet pas la mesure dans la direction rétro-solaire pour laquelle $(\theta_v; \phi) = (\theta_s; 0^\circ)$. Les angles zénithaux de visée supérieurs à 60° sont écartés afin d'éviter les problèmes instrumentaux liés aux positions extrêmes (asymétrie des arcs portant la source et le détecteur, et asymétrie de l'empreinte au sol de la tâche lumineuse) (Solheim et al., 1996 ; Solheim et al., 2000).

En raison des dimensions au sol relativement importantes de ces différents couverts ($1\text{ m} \times 1\text{ m}$), un panneau de Gore-TexTM a été utilisé pour calibrer les mesures précédentes, dans les mêmes configurations expérimentales. Ce dernier a lui même été calibré à partir de mesures radiométriques effectuées sur un panneau de référence en Spectralon.

Le Tableau 4.1 récapitule les différentes mesures effectuées, ainsi que leurs caractéristiques respectives. La calibration des signaux radiométriques correspondant, qui vise à s'affranchir de l'asymétrie azimutale du système EGO, est détaillée en Annexe C.

Enfin, la réflectance et la transmittance spectrales des feuilles des différents couverts ont été mesurées avec un spectrophotomètre à sphère intégrante (Perkin Elmer Lambda 19) (Figure 4.6).

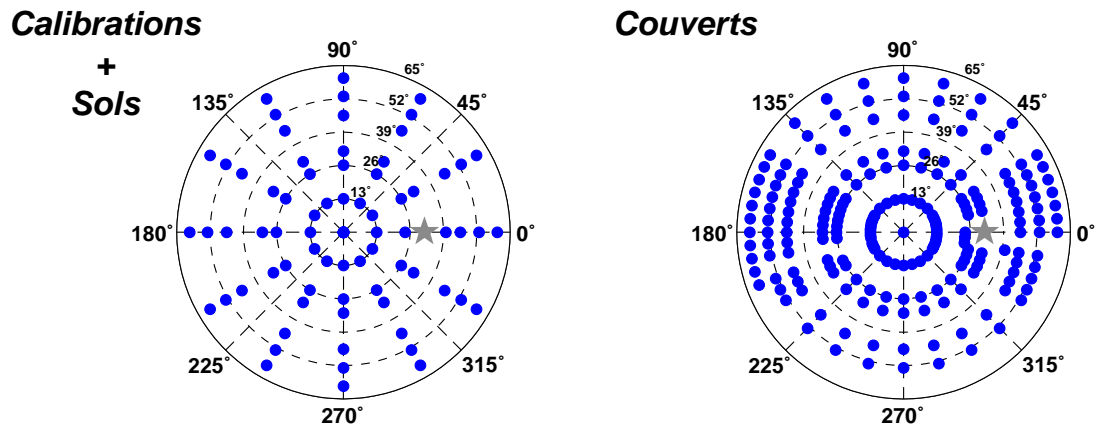


Figure 4.5 – Configurations géométriques d'observation des différentes cibles étudiées : 78 directions de visées pour les panneaux de calibration et les sols, 210 pour les couverts. L'étoile indique la position de la source d'éclairage.

#	Cible	Détecteur			LAI	
		hauteur	FOV	angles	théorique	LAI2000
1	Gore-Tex TM (calibration)	1.85 m	1°	78		
2	Gore-Tex TM (calibration)	1.30 m	15°	210		
3	Spectralon (référence)	1.85 m	1°	78		
4	Polystyrène (couverts artificiels)	1.85 m	1°	78		
5	Sol (couverts naturels)	1.85 m	1°	78		
6	Couvert artificiel	1.30 m	15°	210	0.9	
7	Couvert artificiel	1.30 m	15°	210	1.41	1.63 <i>1.6 1.71 1.59</i>
8	Couvert artificiel	1.30 m	15°	210	2.5	2.21 <i>2.08 2.34</i>
9	Soucis (<i>Tagetes ssp L.</i>)	1.35 m	15°	210		3.1 <i>3.22 2.96</i>
10	Soucis (<i>Tagetes ssp L.</i>)	1.30 m	15°	210		1.65 <i>1.71 1.59</i>
11	Trèfle (<i>Trifolium repens L.</i>)	1.30 m	15°	210		

Table 4.1 – Caractéristiques des mesures expérimentales. La *hauteur* correspond à la distance entre le support des cibles et le radiomètre. *FOV* (“*field of view*”) indique l’angle d’ouverture du radiomètre. Pour les valeurs d’indice de surface foliaire, sont indiquées les valeurs théoriques et les valeurs mesurées *in situ* avec le LAI2000 (valeur moyenne et résultats de chaque mesure en italique).

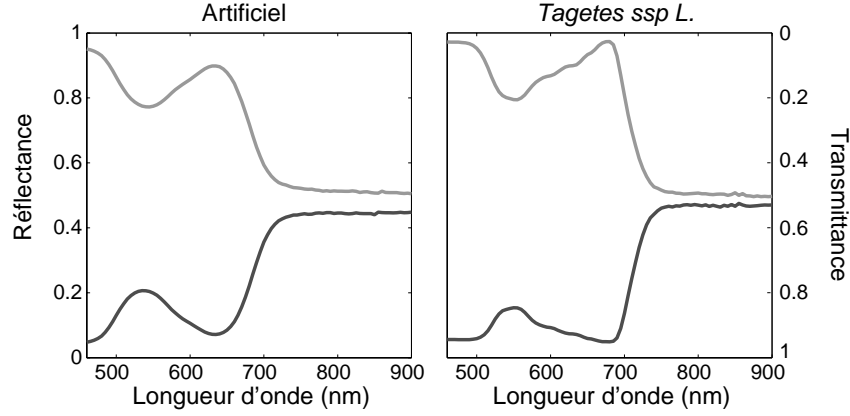


Figure 4.6 – Spectres de réflectance et de transmittance des feuilles **a)** artificielles et **b)** de soucis (*Tagetes ssp L.*), de 460 à 900 nm.

4.2.3 Estimation des Facteurs de Réflectance Bidirectionnelle

Le Facteur de Réflectance Bidirectionnel (BRF) d'une surface est défini comme le rapport entre la luminance de cette surface et celle d'un *diffuseur parfait*, dans des configurations identiques d'illumination (E_s) et d'observation (Nicodemus et al., 1977) :

$$\rho_s(\theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v) = \frac{L_s(\theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v | E_s)}{L_{dp}(\theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v | E_s)} \quad (4.1)$$

ou bien encore, en raisonnant par rapport aux signaux radiométriques mesurés :

$$\rho_\lambda^s(\theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v) = \frac{s_\lambda^s(\theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v | E_s)}{s_\lambda^{dp}(\theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v | E_s)} \quad (4.2)$$

On suppose implicitement qu'il n'y a pas de variation des conditions d'éclairage entre deux séries de mesures

Les différentes scènes observées (couverts et sols) sont calibrées par rapport à un panneau de Gore-TexTM (référence secondaire), qui n'est pas un diffuseur parfait. Alors, et de manière plus générale lorsqu'il s'agit de calibrer des données obtenues pour une surface s à partir d'une référence r quelconque, le BRF s'exprime par la relation (par exemple Deering, 1989 ; Hapke, 1993 ; Solheim et al., 2000) :

$$\rho_\lambda^s(\theta_s; \theta_v, \phi) = \frac{s_\lambda^s(\theta_s; \theta_v, \phi)}{s_\lambda^r(\theta_s; \theta_v, \phi)} \rho_\lambda^r(\theta_s; \theta_v, \phi) \quad (4.3)$$

Le facteur $\rho_\lambda^r(\theta_s; \theta_v, \phi)$ est nécessaire pour corriger l'anisotropie du panneau choisi comme référence. S'il n'est pas connu, une alternative courante consiste à utiliser la relation (4.2) (Solheim, 1998 ; par exemple), qui revient à supposer qu'il se comporte comme une surface lambertienne. L'expression (4.3) postule que les flux énergétiques se propageant dans la direction incidente et dans la direction de visée sont collimatés, ce qui n'est pas le cas dans le cadre de cette expérience. Pour que l'expression soit valide, on fait l'hypothèse que les angles d'ouverture de la source

d'éclairement et du détecteur sont suffisamment petits par rapport à l'hémisphère (ce qui est le cas ici) et que leur distance respective à la surface est suffisamment grande pour pouvoir négliger la hauteur du couvert. Cette dernière hypothèse peut être abusive dans le cas des couverts étudiés.

Le panneau de Gore- Tex^{TM} est lui-même calibré par rapport à une référence primaire en Spectralon. Une première étape consiste à déterminer son BRF, avant de calibrer le panneau de Gore- Tex^{TM} . Notons que le Spectralon n'est pas, en toute rigueur, un diffuseur parfait. En effet, le Facteur de Réflectance Directionnelle-Hémisphérique (HDRF) du panneau fourni par le constructeur³ est typiquement $\rho_\lambda^H(8^\circ; 2\pi) \approx 0.99$ entre 400 et 1200 nm, sous éclairement à 8° . Ses propriétés optiques sont de plus susceptibles de se dégrader avec le temps et selon ses conditions de conservation.

Estimation du facteur de réflectance bidirectionnelle du Spectralon

Le facteur de réflectance directionnelle-hémisphérique $\rho_\lambda^H(8^\circ; 2\pi)$, sous éclairement à 8° , du Spectralon s'exprime en fonction de son facteur de réflectance bidirectionnelle $\rho_\lambda^H(8^\circ; \theta_v, \phi)$:

$$\rho_\lambda^H(8^\circ; 2\pi) = \frac{\int_{2\pi} \rho_\lambda^H(8^\circ; \theta'_v, \phi') \cos \theta_v d\Omega_v}{\pi} \quad (4.4)$$

où $d\Omega_v$ est l'élément d'angle solide dans la direction (θ_v, ϕ) .

Soient $\widehat{s}_\lambda^H(\theta_s; \theta_v, \phi)$, la réponse mesurée par le radiomètre pour le Spectralon, et $s_\lambda^{dp}(\theta_s; \theta_v, \phi)$, celle d'un diffuseur (théorique) parfait. Une relation analogue à (4.2) conduit à :

$$\rho_\lambda^H(8^\circ; 2\pi) = \frac{1}{\pi} \frac{\int_{2\pi} \widehat{s}_\lambda^H(8^\circ; \theta'_v, \phi') \cos \theta_v d\Omega_v}{s_\lambda^{dp}(8^\circ; \theta_v, \phi)} \quad (4.5)$$

Dans les conditions expérimentales décrites en §4.2.2 ($\theta_s = 31.6^\circ$), on a de même :

$$\rho_\lambda^H(31.6^\circ; \theta_s, \phi) = \frac{\widehat{s}_\lambda^H(31.6^\circ; \theta_v, \phi)}{s_\lambda^{dp}(31.6^\circ; \theta_v, \phi)} \quad (4.6)$$

Or, pour un diffuseur lambertien parfait, la relation $s_\lambda^{dp}(\theta_s; \theta_v, \phi) = s_\lambda^{dp}(0^\circ; \theta_v, \phi) \cos \theta_v$ est vérifiée (Walter-Shea et al., 1989). On a alors :

$$s_\lambda^{dp}(31.6^\circ; \theta_v, \phi) = s_\lambda^{dp}(8^\circ; \theta_v, \phi) \cos 31.6^\circ / \cos 8^\circ \quad (4.7)$$

Des relations (4.5), (4.6) et (4.7), il s'ensuit l'expression du facteur de réflectance directionnelle, sous éclairement à 31.6° , en fonction du facteur de réflectance directionnelle-hémisphérique

³Labsphere, Inc.

(fourni par le constructeur), sous éclairement à 8° :

$$\rho_\lambda^H(31.6^\circ; \theta_s, \phi) = \pi \frac{\widehat{s}_\lambda^H(31.6^\circ; \theta_v, \phi) \times \rho_\lambda^H(8^\circ; 2\pi) \times \cos 8^\circ}{\cos 31.6^\circ \times \int_{2\pi} \widehat{s}_\lambda^H(8^\circ; \theta'_v, \phi') \cos \theta'_v d\Omega_v} \quad (4.8)$$

La seule inconnue dans l'expression précédente est $\widehat{s}_\lambda^H(8^\circ; \theta_v, \phi)$, qui correspond aux mesures gonimétriques effectuées pour un angle zénithal d'éclairement à 8° . Malheureusement, ces données ne sont pas disponibles. Nous avons dû les extrapoler à partir de mesures existantes. Le détail des calculs est fourni en Annexe C.

Un résultat analogue à la formule (4.8) (à une constante π près) permet de calculer la fonction de distribution de réflectance bidirectionnelle d'une cible (Foo, 1997).

4.2.4 Calibration des cibles

4.2.4.1 Calibration des sols sous-jacents

La géométrie des mesures sur les sols (Tableau 4.1) et celle ayant servi à établir le BRF du Gore-TexTM étant identiques (78 directions de visée), la formule (4.3) peut être appliquée directement pour estimer le facteur de réflectance bidirectionnelle du panneau de polystyrène et du sol naturel. Les valeurs de BRF du sol sont ensuite extrapolées dans les 210 directions de visée grâce au modèle MRPV⁴ (Rahman et al., 1993; Engelsen et al., 1996). Ce modèle semi-empirique a été choisi pour ses performances à extrapoler des valeurs de réflectance dans différentes géométries d'observation (Weiss et al., 1999; Jacob et al., 2001).

Le modèle MRPV est en revanche inadéquat pour le panneau de polystyrène du fait d'un comportement spéculaire marqué. La méthode du krigeage a alors été utilisée pour établir une interpolation optimale linéaire (Isaaks et Srivastava, 1989).

4.2.4.2 Calibration des couverts

Un préliminaire à l'estimation du facteur de réflectance des couverts est l'extrapolation des valeurs de $\widehat{\rho}_\lambda^{GT}(31.6^\circ; \theta_v, \phi)$ (jusqu'à présent déterminées dans les 78 directions de visée communes aux expériences #3, #4 et #5) aux 210 directions de visée correspondantes. Une nouvelle fois, nous avons utilisé le modèle MRPV.

Enfin, les BRFs des couverts et du sol sous-jacent, correspondant aux longueurs d'onde comprises entre 460 et 900 nm, ont été interpolés tous les 5 nm.

⁴le modèle Modified Rahman Pinty Verstraete sera détaillé au Chapitre 5.

4.2.5 Composition du jeu de données

Les Figures 4.7 et 4.8 présentent les Facteurs de Réflectance Bidirectionnelle des différentes scènes après calibration, à 550 et 865 nm.

Le BRF du panneau de polystyrène présente une forte composante spéculaire. Cet effet n'est que partiellement atténué pour une végétation éparse (couvert artificiel #6) ; il est masqué pour une couverture végétale plus importante (couverts #7 et #8). On notera une asymétrie de la réflectance des différents couverts par rapport au plan principal, plus prononcée pour les couverts naturels (#9, #10 et #11) que pour les couverts artificiels, principalement à 865 nm. Cela peut s'expliquer par une asymétrie instrumentale non corrigée par la calibration, ou plus probablement par une distribution non aléatoire en azimut des inclinaisons foliaires puisque le polystyrène et le sol sont moins affectés par ce phénomène.

L'absence d'un effet de *hot spot* marqué pour la plupart des couverts est dû à un artefact visuel lié à l'absence de mesures dans cette direction d'observation. La méthode du krigeage retenue pour la représentation directionnelle des valeurs de BRF ne permet pas de représenter cette singularité. Le phénomène de *hot spot* est plus marqué dans le vert que dans le proche infrarouge : la transmission étant faible dans le visible, le contraste entre les éléments éclairés et les éléments dans l'ombre est plus important.

Enfin, les Figures 4.9 et 4.10 montrent les réflectances spectrales (acquises dans trois directions de visée différentes du plan principal, à $\theta_v = 0^\circ$, -31.6° et 24°) et directionnelles (à 550, 670 et 865 nm) des différentes scènes étudiées.

4.3 Configurations spectrales et directionnelles privilégiées de PROSAIL

Comme au Chapitre 3, les plans d'expériences numériques vont nous permettre de déterminer les configurations d'observation privilégiées, c'est à dire les plus porteuses en information sur la dynamique des variables d'entrée du modèle PROSAIL. Ce modèle particulier a été retenu eu égard des résultats du chapitre précédent.

4.3.1 Plan d'expériences - simulations

Le plan d'expériences $L_{343}7^{57}$ permet d'étudier conjointement les effets de LAI , C_{ab} , N , $\overline{\theta}_l$, s_l et α_{soil} . Les simulations ont été réalisées dans les configurations spectrales et directionnelles de l'expérience EGO96, auxquelles a été rajoutée une observation dans la direction du *hot spot* : 89 bandes spectrales entre 460 et 900 nm (pas de 5 nm) et 211 directions de visées, pour une source d'éclairement située à $\theta_s = 31.6^\circ$.

Les valeurs prises par les différentes variables sont semblables à celles de l'étude précédente, à l'exception de LAI dont la gamme de variation a été restreinte à $[0 ; 5]$ (Tableau 4.2). Les variables auxiliaires sont fixées à : $C_m = 0.01 \text{ g.cm}^{-2}$, $C_w = 0.015 \text{ cm}$, et $vis = 50 \text{ km}$. Enfin, le sol sous-jacent est celui mesuré dans les configurations expérimentales (scène #5 du Tableau 4.1),

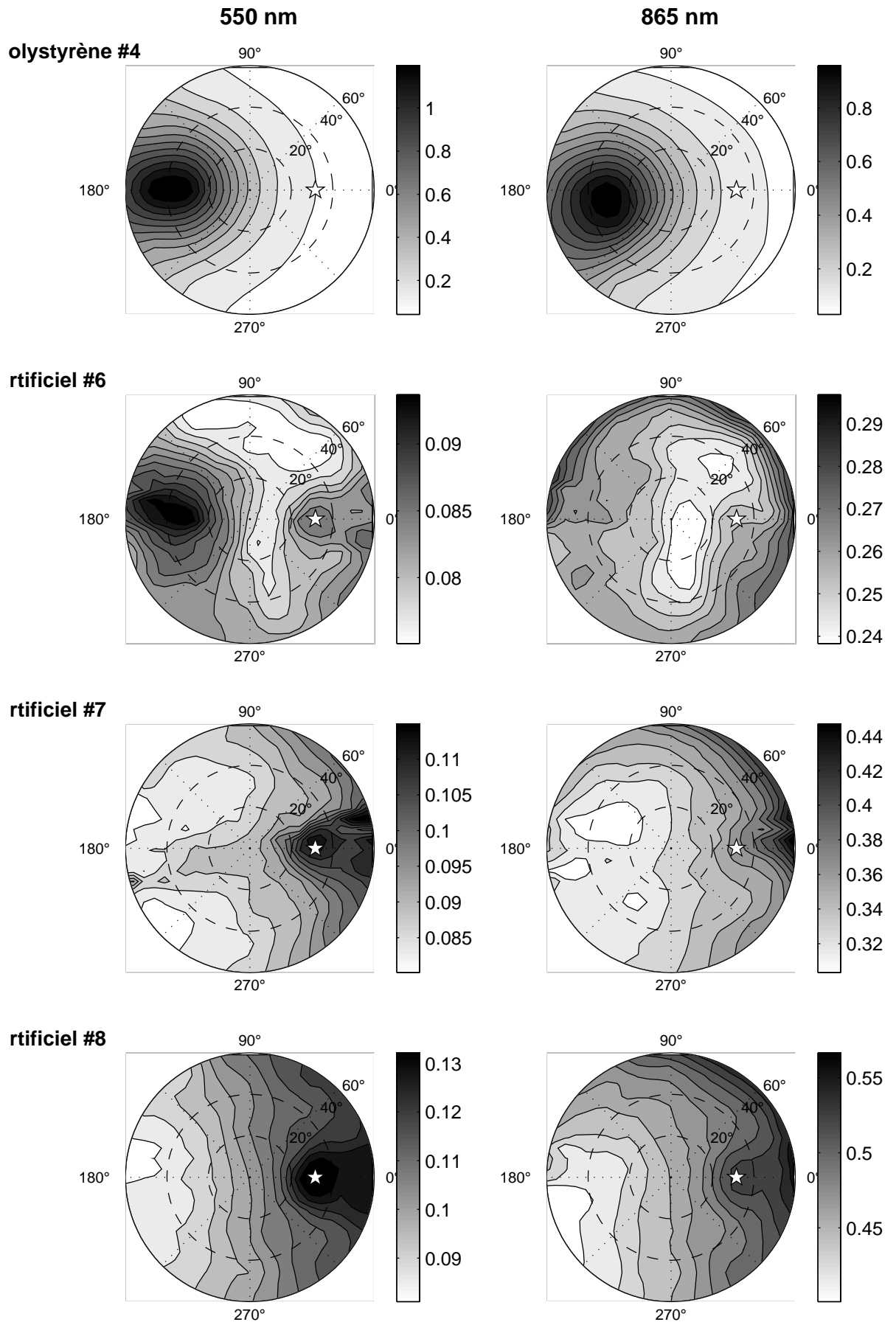


Figure 4.7 – BRDF du panneau de polystyrène et des couverts artificiels #6, #7 et #8, à 550 et 865 nm.

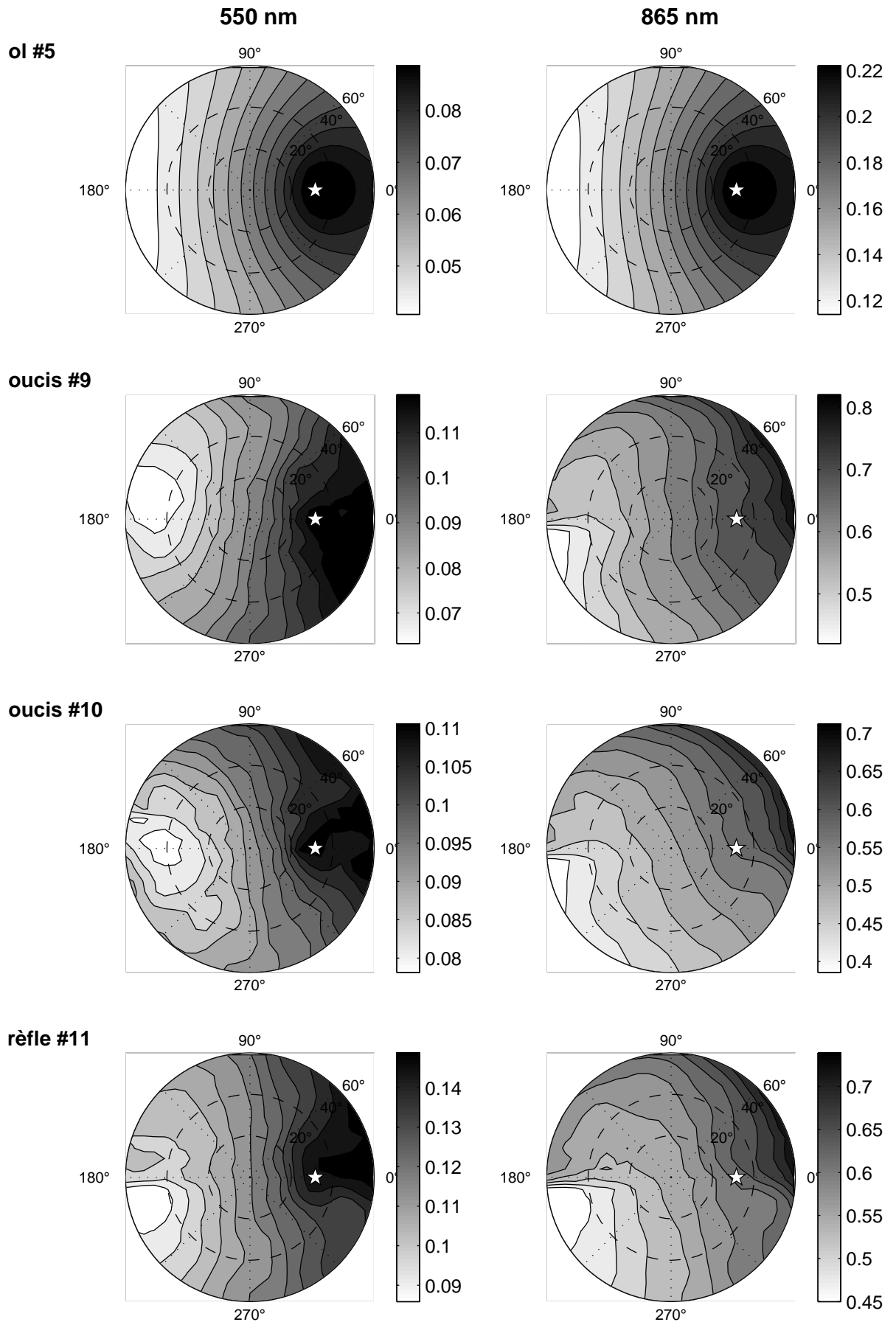


Figure 4.8 – BRF du sol et des couverts de soucis (#9 et #10) et de trèfle, à 550 et 865 nm.

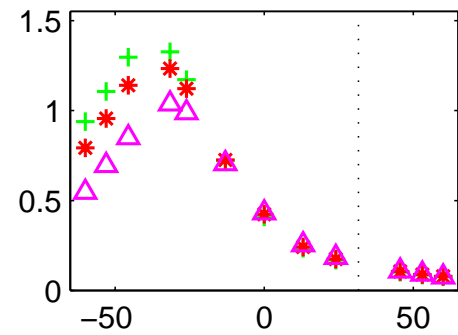
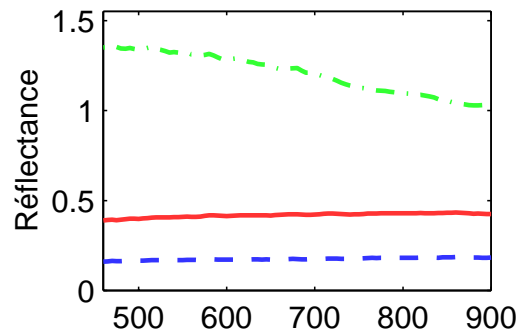
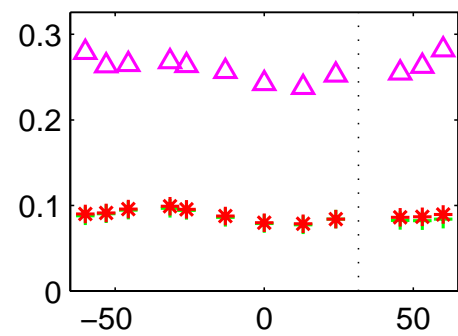
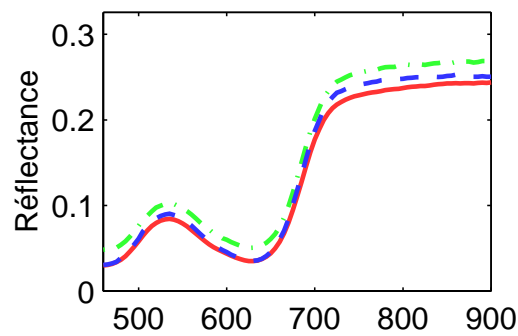
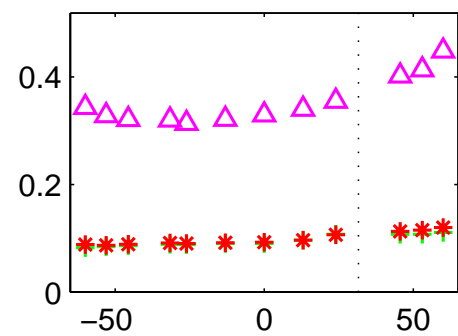
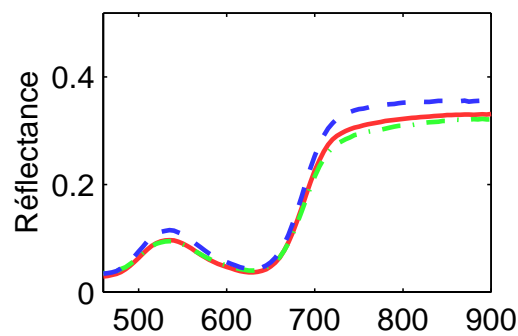
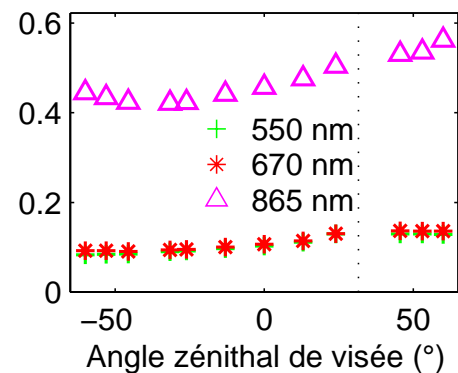
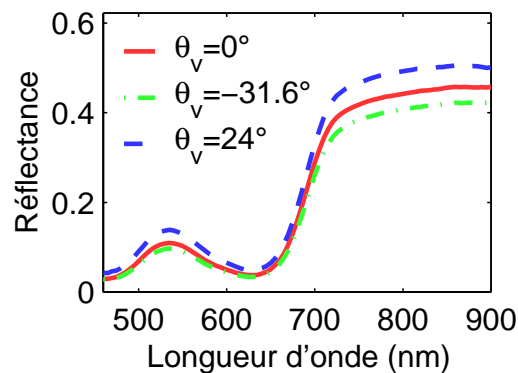
Polystyrène #4**Artificiel #6****Artificiel #7****Artificiel #8**

Figure 4.9 – Réflectances spectrales (à $\theta_v = 0^\circ, -31.6^\circ$ et 24° , pour le plan principal) et directionnelles (à 550, 670 et 865 nm) pour **a)** le panneau de polystyrène et les couverts **b)** artificiel #6, **c)** artificiel #7, et **c)** artificiel #8.

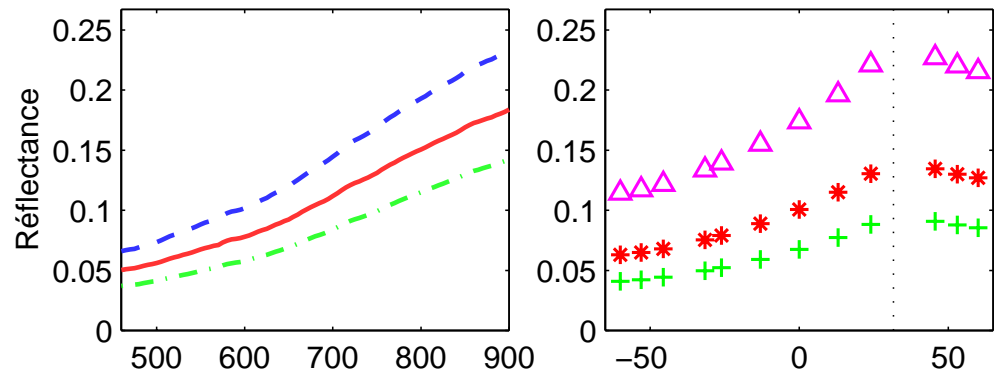
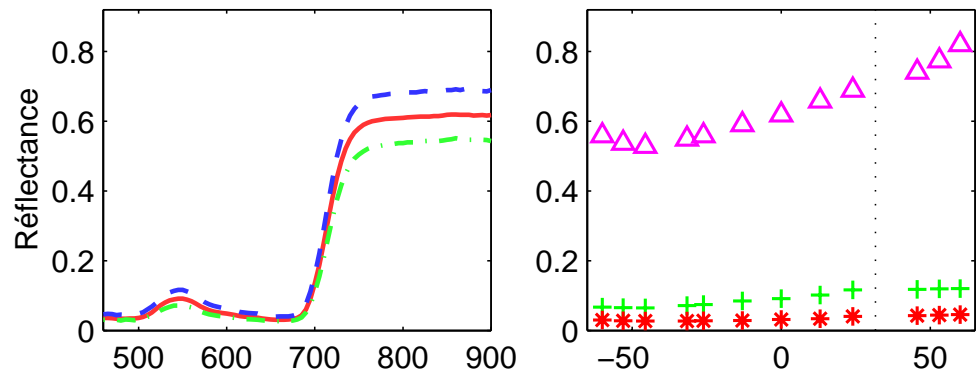
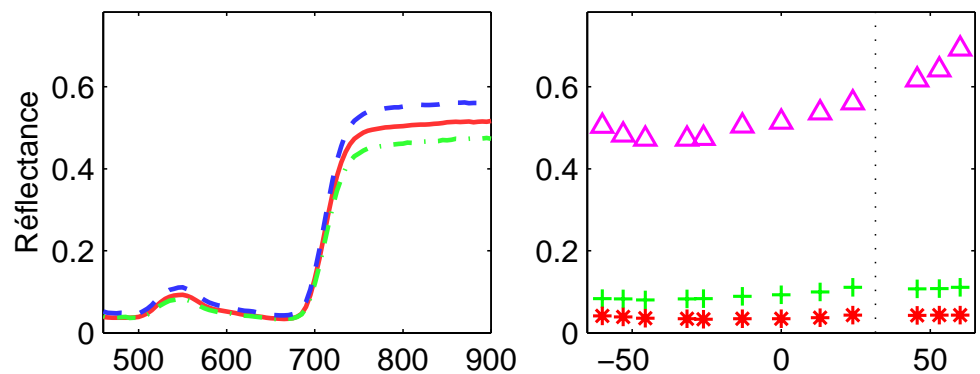
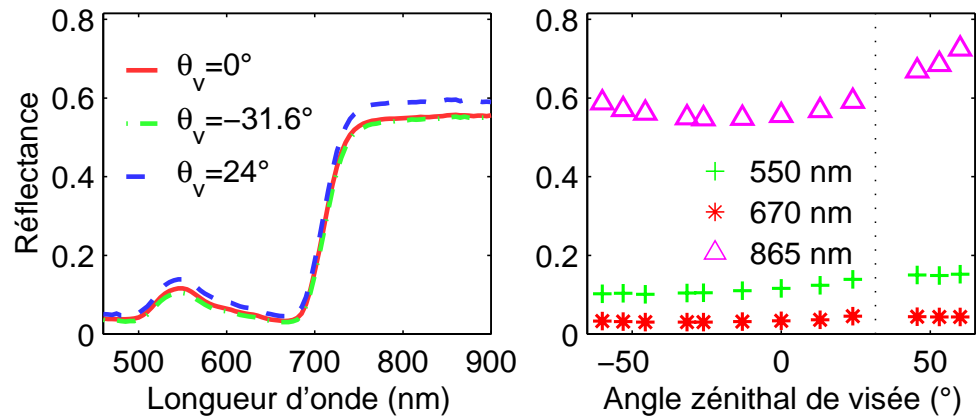
Sol #5**Soucis #9****Soucis #10****Trèfle #11**

Figure 4.10 – Réflectances spectrales (à $\theta_v = 0^\circ$, -31.6° et 24° , dans le plan principal) et directionnelles (à 550, 670 et 865 nm) pour a) le sol, et pour les couverts b) de soucis #9, c) et #10, et d) de trèfle #11.

Variable	Variation	Niveaux
LAI	0 - 5	0.3, 1, 1.8, 2.5, 3.3, 4, 4.8
C_{ab} ($\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$)	1 - 80	5, 17, 29, 41, 52, 64, 76
θ_l ($^\circ$)	5 - 85	9, 21, 33, 45, 57, 69, 81
s_l	0.01 - 1	0.06, 0.21, 0.36, 0.51, 0.65, 0.80, 0.95
α_{soil}	0.5 - 2	0.57, 0.80, 1.02, 1.25, 1.48, 1.70, 1.93
N	1 - 2.5	1.1, 1.3, 1.5, 1.8, 2.0, 2.2, 2.4

Table 4.2 – Valeurs des variables au cours des simulations.

auxquelles a été rajoutée une observation dans la direction rétro-solaire grâce au modèle MRPV.

Le nombre de données à traiter étant très important (au total 6 441 197 valeurs de réflectance), et la combinaison des configurations spectrales et directionnelles à analyser relativement complexe, on moyennera par la suite des valeurs de réflectance spectralement ou directionnellement.

4.3.2 Effets des variables

La Figure 4.11 présente la dépendance spectrale des effets moyens des différentes variables d'entrée de PROSAIL, estimés par rapport aux valeurs de réflectance moyennées sur l'ensemble des directions de visée ($\rho_{\overline{\Omega}}$).

Les effets moyens de LAI et de C_{ab} présentent une très grande variabilité spectrale par rapport aux autres variables. On remarque notamment un fort contraste entre le visible et le proche infrarouge, lié à la gamme d'action de la chlorophylle.

Les effets totaux de s_l et de α_{soil} sont plus importants dans le visible que dans le proche infrarouge. On retrouve ainsi les résultats expérimentaux précédents (§4.2.5). Pour α_{soil} , cela s'explique par les différences de contraste entre la végétation et le sol dans ces deux domaines spectraux.

Les effets directionnels de C_{ab} , LAI et s_l , par rapport aux valeurs de réflectance moyennées sur l'ensemble des longueurs d'onde ($\rho_{\overline{\lambda}}$) (Figure 4.12), sont les plus faibles dans la direction du *hot spot*. C'est la concentration en chlorophylle qui affiche la plus faible dépendance directionnelle.

Ces résultats confirment ceux établis précédemment établis au Chapitre 3.

4.3.3 Contribution des variables

La contribution d'une variable est une mesure de son influence sur la variabilité totale de la réflectance. L'importance de cette grandeur en inversion est liée au fait qu'on ne peut raisonnablement pas espérer estimer une variable avec précision si cette dernière n'explique que faiblement la variance observée.

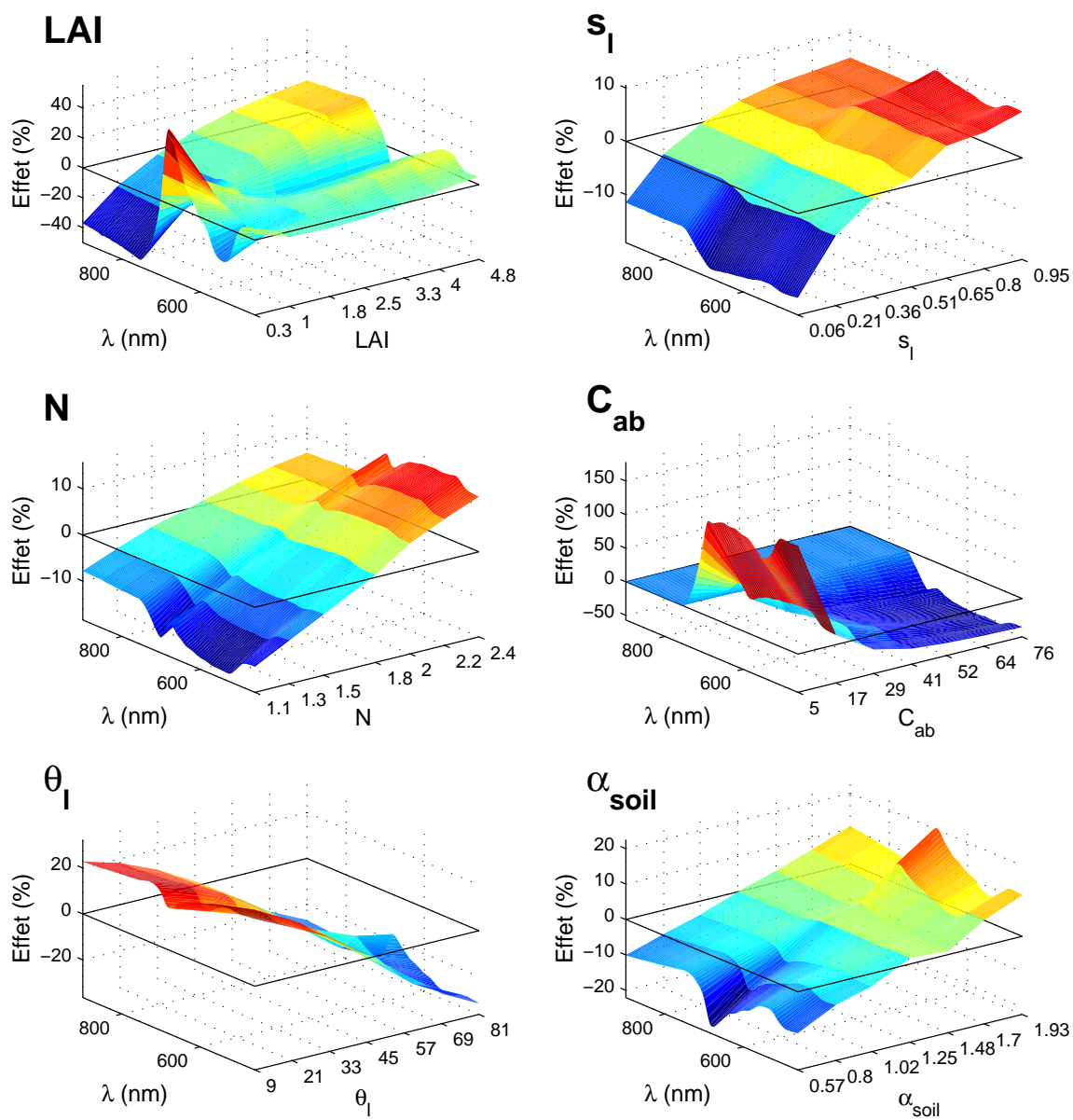


Figure 4.11 – Effets moyens des variables du modèle PROSAIL, par rapport à la moyenne directionnelle des valeurs de réflectance, en fonction de la longueur d'onde.

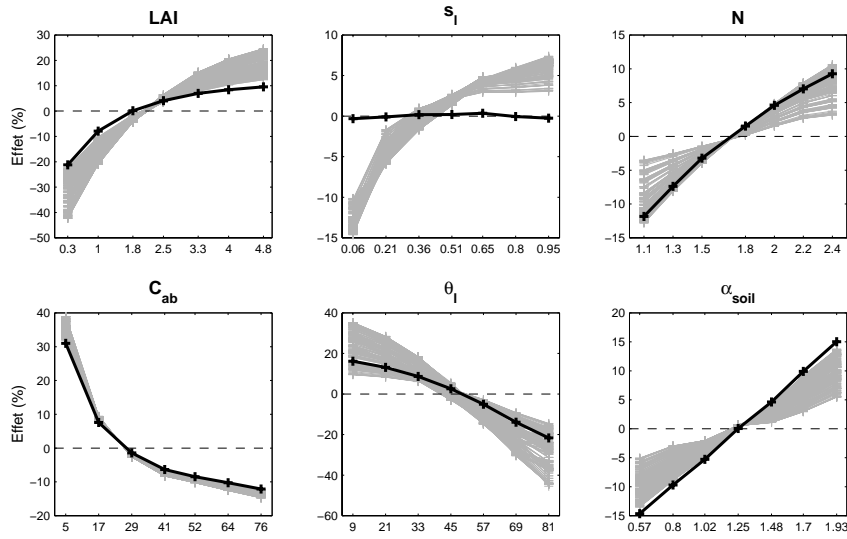


Figure 4.12 – Effets moyens des variables du modèle PROSAIL, par rapport à la moyenne spectrale des valeurs de réflectance, en fonction de la direction de visée. La direction du *hot spot* est indiquée en trait noir.

4.3.3.1 Contributions spectrales

Les contributions spectrales des différents facteurs sont déterminées par rapport aux valeurs de réflectance moyennées sur l'ensemble des directions de visée (ρ_{Ω}) (Figure 4.13). La somme des contributions des facteurs (et des interactions) est légèrement inférieure à 100% à cause, d'une part, de l'erreur d'inadéquation entre le modèle linéaire empirique et le modèle physique "vrai" et, d'autre part, des interactions qui n'ont pas été prises en compte (entre C_{ab} et α_{soil} , ou C_{ab} et N , par exemple).

La contribution spectrale de C_{ab} présente une fluctuation relativement faible en amplitude dans le visible (entre 63 et 71%), avec trois maxima localisés à 505, 615-620, et 695 nm. Dans cette gamme spectrale, coexistent deux minima correspondant respectivement au minimum et au maximum d'absorption de la chlorophylle. Le premier à 550 nm ($C_{C_{ab}}^{\lambda} = 65\%$) coïncide à un maximum de contribution pour les autres facteurs, en particulier pour $\bar{\theta}_l$, ainsi que pour l'interaction $LAI-C_{ab}$; $C_{LAI-\alpha_{soil}}^{\lambda}$ est en revanche très faible. En raison de phénomènes de compensation entre variables, le second maximum à 680 nm ($C_{C_{ab}}^{\lambda} = 63\%$) correspond aussi aux plus fortes valeurs de C_{LAI}^{λ} et de $C_{LAI-\alpha_{soil}}^{\lambda}$, et aux plus faibles pour $\bar{\theta}_l$ et $LAI-C_{ab}$. Les pics de contribution à 680 nm, observés pour la plupart des facteurs, sont beaucoup plus étroits que celui à 550 nm.

Le maximum de contribution de LAI , de $\bar{\theta}_l$, de s_l et de N , est obtenu vers 750 nm; il est déplacé à 680 nm pour α_{soil} .

4.3.3.2 Contributions directionnelles

Les contributions directionnelles des facteurs, moyennées sur l'ensemble des longueurs d'onde, mettent en évidence les directions les plus porteuses en information sur chaque variable du cou-

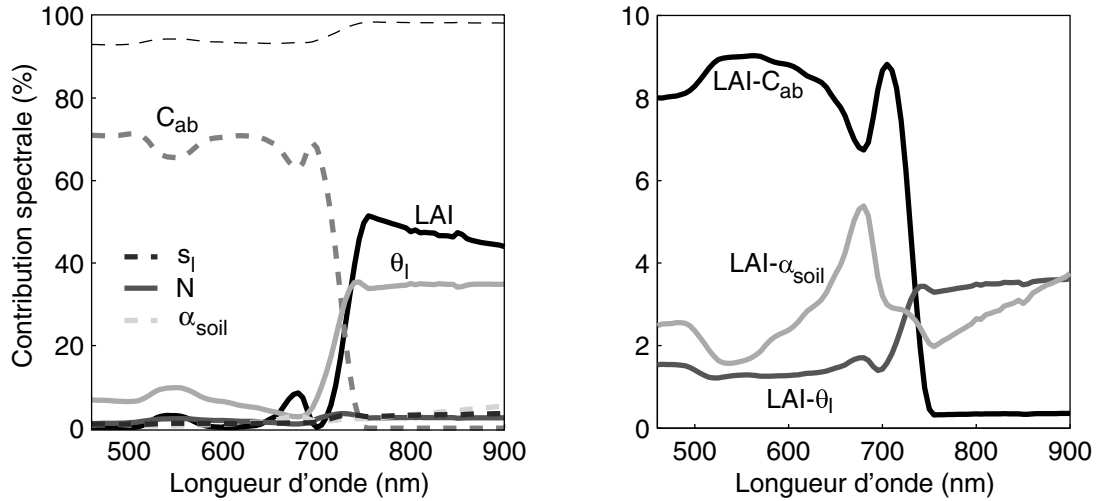


Figure 4.13 – Contribution spectrale des variables du modèle PROSAIL et des interactions, par rapport à la moyenne directionnelle des valeurs de réflectance. Le trait pointillé fin indique la somme des contributions des facteurs.

vert (Figures 4.14 et 4.15).

Les surfaces de contribution directionnelle de LAI et de C_{ab} sont concaves. Les maxima de contribution sont observés en diffusion avant pour LAI , et en diffusion arrière pour C_{ab} , pour les forts angles de phase. Les minima concernent les visées proches du nadir. De même, l'interaction $LAI-C_{ab}$ est maximum pour les forts angles de visée en diffusion avant, autour du plan principal, et minimum au nadir. Les valeurs de $C_{LAI-C_{ab}}^{\Omega}$ ne représentent globalement que 10% de celles de C_{LAI}^{Ω} ou de $C_{C_{ab}}^{\Omega}$. On notera une singularité autour de la direction du *hot spot*, pour laquelle la contribution de LAI présente un minimum local.

Le paramètre d'inclinaison foliaire affiche une contribution directionnelle de forme convexe dont le maximum se situe dans le plan principal, pour de faibles angles de visée ($\theta_v = 10^\circ$) en diffusion avant. Le minimum est obtenu en diffusion arrière, pour des visées obliques. L'interaction $LAI-\overline{\theta_l}$ présente les mêmes variations directionnelles.

La contribution du sol (via le facteur de brillance α_{soil} et l'interaction $LAI-\alpha_{soil}$) est faible pour les forts angles de phase (diffusion avant) mais présente un maximum dans la direction rétro-solaire. Le paramètre de *hot spot* est le moins influent dans cette direction particulière. Sa contribution croît depuis les forts angles de phase en diffusion avant, hormis la singularité du *hot spot*, jusqu'aux angles de visée élevés en diffusion arrière.

4.3.4 Sensibilité de PROSAIL aux variables

4.3.4.1 Définition

Contribution et *sensibilité* sont deux notions complémentaires mais différentes. L'exemple qui suit va nous permettre de l'illustrer.

La Figure 4.16 présente les effets moyens de deux facteurs (A et B) d'un modèle M , estimés pour chacun des 7 niveaux pris par les facteurs au cours du plan d'expériences. La contribution

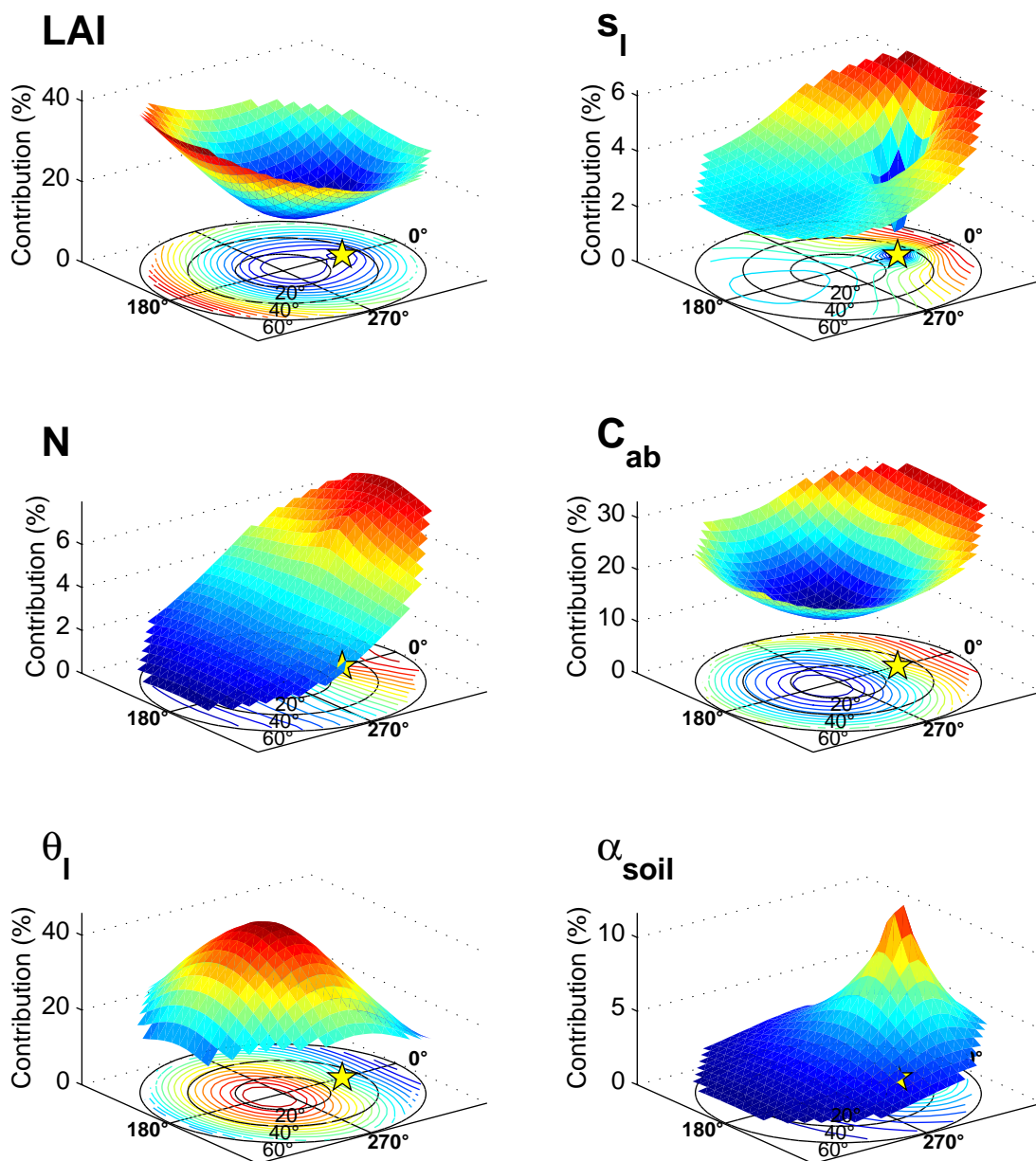


Figure 4.14 – Contribution des variables du modèle PROSAIL, par rapport à la moyenne spectrale des valeurs de réflectance, dans l'espace des directions de mesure.

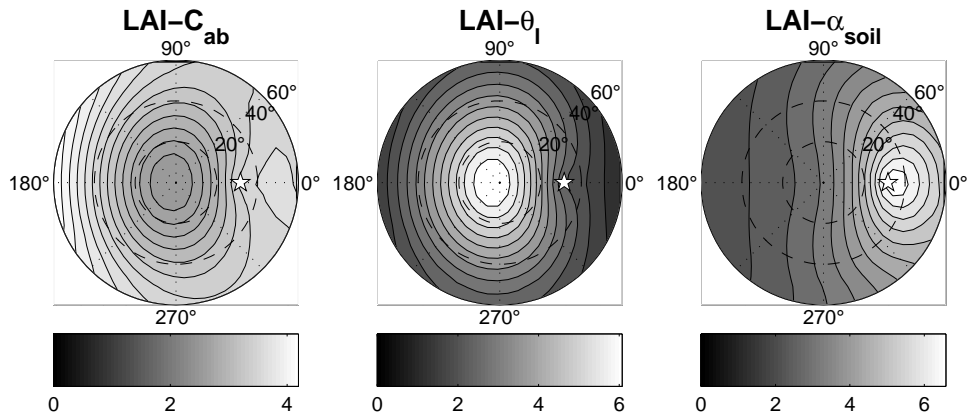


Figure 4.15 – Contribution des interactions, par rapport à la moyenne spectrale des valeurs de réflectance, dans l'espace des directions de mesure. L'étoile indique la direction d'illumination.

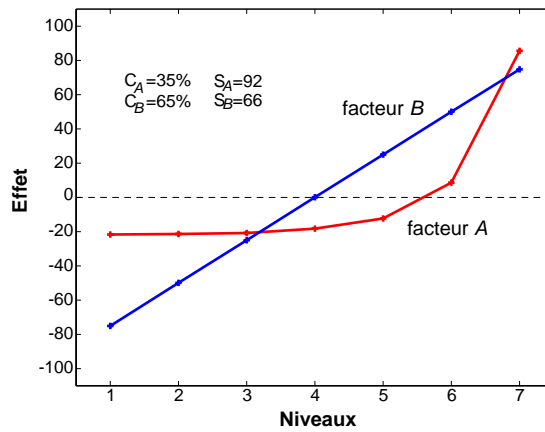


Figure 4.16 – Comparaison entre contribution et sensibilité.

C étant proportionnelle à la somme des carrés des effets moyens (3.44), il découle que le facteur B explique principalement les variations de la réponse du modèle : $C_B > C_A$.

L'analyse de cette figure montre que la sensibilité du modèle à B est linéaire alors qu'elle est exponentielle pour A . Plus rigoureusement, si l'on définit un estimateur de sensibilité, pour un facteur f donné, en fonction du gradient des effets moyens :

$$s_f = \sqrt{\sum_{1 \leq m \leq n_f} \Delta(\widehat{\alpha}_{fm})^2} \quad (4.9)$$

il apparaît que le modèle M est plus sensible au facteur A ($s_A = 92$) qu'à B ($s_B = 66$) sur la gamme totale de variations des variables. En revanche, pour de faibles niveaux des facteurs, le modèle est plus sensible à B qu'à A ; pour des niveaux élevés, une faible variation du facteur A induit une forte variation de la réponse alors que la sensibilité à B reste constante.

Cette définition de la *sensibilité* des variables d'un modèle correspond d'ailleurs à celle sous-jacente aux analyses classiques de sensibilité (Chapitre 2). Ces études supposent que la réflectance est d'autant plus sensible aux variations du facteur que les différences des effets entre deux niveaux successifs sont importantes.

Enfin, alors que la contribution d'un facteur tient explicitement compte de l'influence conjointe des autres variables, la sensibilité n'est définie que par rapport à ce seul facteur.

4.3.4.2 Sensibilité spectrale

A partir des coefficients des effets moyens, estimés par rapport à $\rho_{\overline{\Omega}}$, on est en mesure d'estimer le coefficient de sensibilité spectrale s_f^λ de chaque facteur (formule (4.9)). On préférera utiliser par la suite un estimateur de sensibilité normalisé, propre à chaque facteur, défini par :

$$S_f^\lambda = \frac{s_f^\lambda - \min(s_f^\lambda)}{\max(s_f^\lambda) - \min(s_f^\lambda)} \times 100 \quad (4.10)$$

Il ressort de la Figure 4.17 que tous les facteurs à l'exception de α_{soil} présentent un pic de sensibilité à 550 nm qui correspond au minimum d'absorption de la chlorophylle (et au minimum local de $C_{C_{ab}}^\lambda$), et par conséquent au maximum de réflectance dans le visible. Contribution et sensibilité sont deux grandeurs fortement corrélées puisque l'autre minimum de $C_{C_{ab}}^\lambda$ à 680 nm correspond à un maximum local de S_{LAI}^λ , et à un minimum vis-à-vis de la concentration en chlorophylle, de l'indice de structure, du paramètre de *hot spot* et de l'inclinaison foliaire. La sensibilité à α_{soil} est quant à elle *quasi* linéaire dans le visible.

En ce qui concerne la sensibilité de la réflectance à la concentration en chlorophylle, on retrouve des résultats déjà établis (Gitelson et Merzlyak, 1996 ; Lichtenthaler et al., 1996), à savoir :

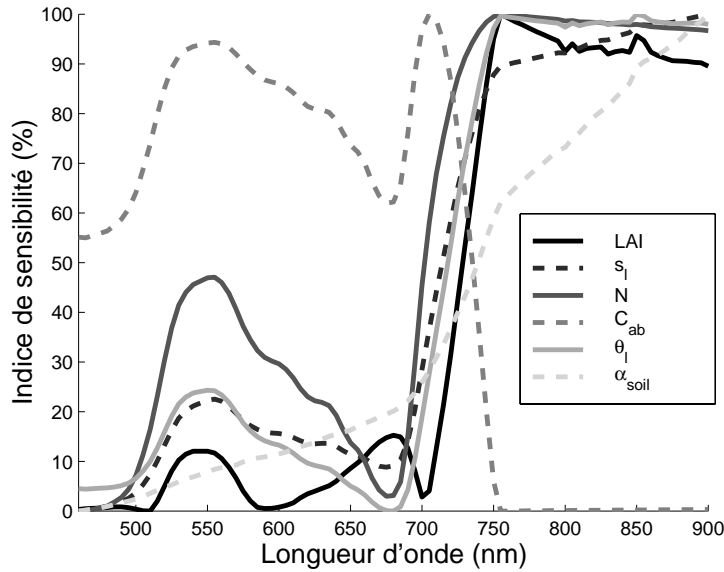


Figure 4.17 – estimateurs de sensibilité spectrale à LAI , C_{ab} , N , s_l , $\overline{\theta}_l$, et α_{soil} , dans la gamme de longueurs d'onde 460-900 nm.

1. les longueurs d'onde les plus adéquates pour suivre la dynamique de variation de la concentration en chlorophylle des feuilles vertes se situent vers 550 et 700 nm. Les réflectances autour de 700 nm correspondent d'ailleurs aux positions du point d'inflexion du *red edge* (Gitelson et al., 1996) ;
2. les valeurs de réflectance autour de 680 nm sont les moins sensibles aux variations de la teneur en chlorophylle, à cause de la saturation rapide de l'absorption chlorophyllienne.

La sensibilité à l'indice de surface foliaire est la plus importante dans le proche infrarouge, où elle présente peu de variations. Le maximum de S_{LAI}^λ se situe autour de 750 nm, où l'absorption chlorophyllienne s'annule. Cette longueur d'onde correspond par ailleurs aux valeurs maximales de S_N^λ et $S_{\theta_l}^\lambda$.

4.3.4.3 Sensibilité directionnelle

La sensibilité directionnelle S_f^Ω des facteurs a de même été déterminée par rapport à leurs effets directionnels (Figure 4.18). Il apparaît que les résultats obtenus pour les estimateurs de sensibilité directionnelle sont très semblables aux contributions directionnelles (Figure 4.14).

Les paramètres optiques des feuilles (C_{ab} et N) présentent une sensibilité plus importante pour les forts angles de diffusion arrière. Dans le plan principal, S_N^Ω croît *quasi* linéairement en fonction de l'angle zénithal de visée, de $(-60^\circ, 180^\circ)$ à $(60^\circ, 0^\circ)$. La sensibilité à C_{ab} est minimale autour de la direction spéculaire.

La sensibilité à l'angle d'inclinaison foliaire présente les mêmes variations que sa contribution directionnelle. Le maximum est obtenu autour de $(-10^\circ, 180^\circ)$.

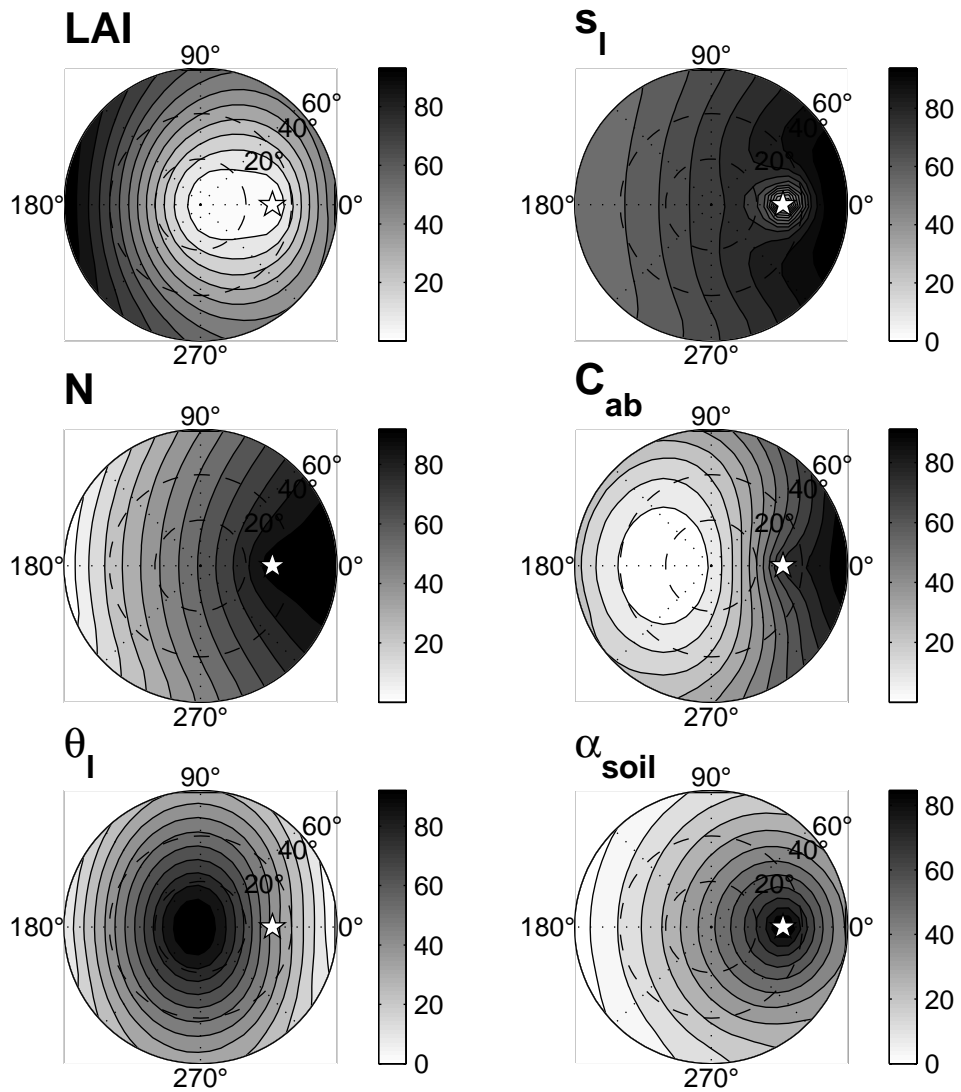


Figure 4.18 – Estimateurs de sensibilité directionnelle à LAI , C_{ab} , N , s_l , $\overline{\theta}_l$, et α_{soil} . L'étoile indique la direction d'illumination.

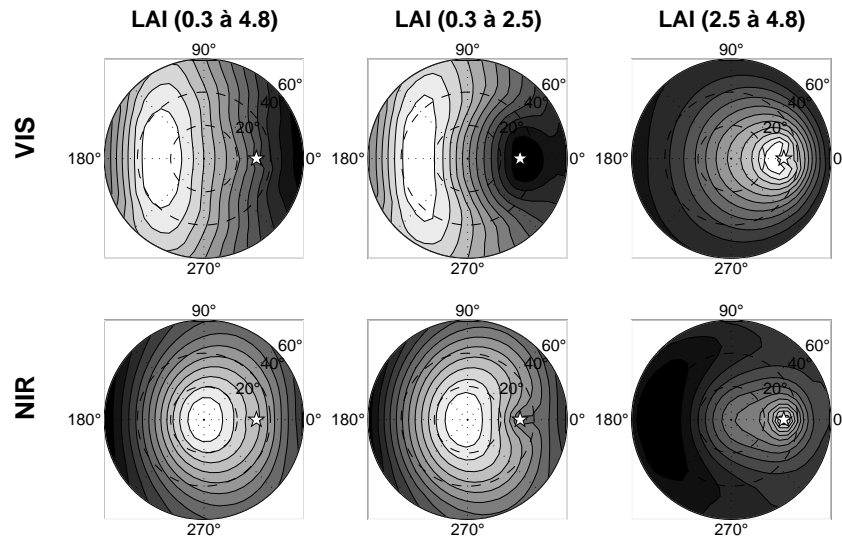


Figure 4.19 – Sensibilité directionnelle à LAI dans les gammes de variation de $[0.3 ; 4.8]$, $[0.3 ; 2.5]$ et $[2.5 ; 4.8]$, dans le visible et le proche infrarouge. La légende est identique à celle de la Figure 4.18.

La direction rétro-solaire correspond au maximum de sensibilité de la réflectance aux propriétés optiques du sol sous-jacent. C'est en effet dans cette direction particulière que le rayonnement lumineux émergeant du couvert a le moins interagi avec les éléments foliaires et que l'influence du sol est la plus déterminante. En contrepartie, les variations du paramètre de *hot spot* sont les moins décelables lorsque les directions d'éclairage et de visée coïncident. Ces résultats sont en accord avec les Figures 3.14 et 3.15 qui présentent une étude de sensibilité traditionnelle de PROSAIL, ainsi qu'avec la littérature (Clevers et Verhoef, 1991 ; Jaquinta, 1995).

Les visées obliques, en diffusion avant autour du plan principal, affichent une plus grande sensibilité à l'indice de surface foliaire. Cette tendance est confirmée par les travaux menés par Goel (1985) et Combal (1999). Les directions les moins propices pour suivre la dynamique de LAI se situent entre le nadir et le *hot spot*, pour $\phi = 0^\circ$. Ce dernier résultat est en revanche en contradiction avec la dernière étude citée. Cette différence est très certainement liée à la méthode employée et à son implémentation (à savoir gamme de longueurs d'onde choisie, domaine de variation des facteurs), ainsi qu'à l'interaction entre LAI et $\overline{\theta}_l$. Combal (1999) utilise en effet une distribution elliptique des inclinaisons foliaires dont on a vu précédemment que l'influence sur les niveaux de réflectance était moindre que la distribution ellipsoïdale.

Il faut garder à l'esprit que les résultats précédents correspondent à des sensibilités aux variables du couvert, intégrées sur tout leur domaine de variation et sur toutes les longueurs d'onde. Une étude complémentaire a été menée afin de discriminer les sensibilités dans les domaines visible (460 à 700 nm) et proche infrarouge (700 à 900 nm), et pour des gammes de variations des facteurs entre les niveaux 1 à 4 et 4 à 7. Dans ces conditions, seul le LAI présente des différences de sensibilité vraiment significatives par rapport à la Figure 4.18.

Dans le visible, la réflectance est globalement sensible aux variations de l'indice de surface foliaire en diffusion arrière (Figure 4.19). Les résultats obtenus dans le proche infrarouge cor-

respondent en revanche à ceux obtenus précédemment (Figure 4.18) : c'est donc ce domaine spectral (au détriment du visible) qui pilote la sensibilité au LAI , puisque les effets y sont aussi plus importants.

Les deux domaines de variation étudiés mettent en avant des différences autour du *hot spot*. Lorsque la couverture végétale est relativement peu importante ($0.3 < LAI < 2.5$), on observe une certaine sensibilité à l'indice de surface foliaire dans la région rétro-solaire ; dans le visible, elle est même maximale et on retrouve les résultats de Combal (1999). Pour de faibles LAI , la lumière pénètre en profondeur dans le couvert et c'est dans la direction du *hot spot* que la fraction réfléchie a subi le moins d'interactions avec le milieu ; l'intensité du rayonnement émergent y est donc d'autant plus sensible aux variations de surface foliaire. Pour des couverts végétaux plus développés en revanche, on observe une saturation de l'influence de LAI . D'autre part, la sensibilité autour du *hot spot* est plus importante dans le visible que dans le proche infrarouge, où la diffusion multiple affaiblit cet effet.

4.3.5 Configurations optimales théoriques pour l'estimation des variables

Une première analyse permet de souligner que le plan principal (au détriment d'autres géométries d'observations) est le plus porteur en information sur les caractéristiques biophysiques des couverts végétaux. Il affiche en effet les plus fortes valeurs des estimateurs de sensibilité et de contribution, ainsi que les plus importantes variations directionnelles de ces estimateurs (Figures 4.14 et 4.18).

On recherche maintenant les longueurs d'onde et les directions de visée qui permettraient une meilleure estimation des variables, dans le cas où l'inversion serait effectuée pour chaque facteur, indépendamment des autres.

Un indice de qualité prenant en compte l'importance de la sensibilité et de la contribution du facteur d'intérêt est alors déterminé pour chaque configuration. En contrepartie, les contributions des autres variables doivent être les plus faibles possible, de même que celles d'éventuelles interactions entre ce facteur et d'autres variables. L'indice $\gamma_f(\lambda, \Omega_v)$ est donc défini pour le facteur f tel que :

$$\gamma_f(\lambda, \Omega_v) = S_f(\lambda, \Omega_v) + C_f(\lambda, \Omega_v) - \frac{1}{n_{f'}} \sum_{j=1}^{n_{f'}} C_{f_j}(\lambda, \Omega_v) - \frac{1}{n_{ff'}} \sum_{k=1}^{n_{ff'}} C_{ff'_k}(\lambda, \Omega_v) \quad (4.11)$$

où $S_f(\lambda, \Omega_v)$ et $C_f(\lambda, \Omega_v)$ sont respectivement l'indice de sensibilité et la contribution du facteur f dans la configuration (λ, Ω_v) ; $n_{f'}$ le nombre de facteurs autres que f pris en compte dans le plan d'expériences, et $C_{f'_j}(\lambda, \Omega_v)$ la contribution de chacun d'eux ; $n_{ff'}$ le nombre d'interactions dans lesquelles f intervient et $C_{ff'_k}(\lambda, \Omega_v)$ leur contribution.

La sélection des configurations optimales se déroule alors de la manière suivante :

- on détermine dans un premier temps les longueurs d'onde qui satisferaient à une meilleure estimation d'un facteur : ce sont celles pour lesquelles la moyenne directionnelle $\overline{\gamma_f}(\lambda, \Omega_v)|_\lambda$ est la plus élevée.

Variable	Longueurs d'onde (nm)
LAI	755 760 765 770 775 780 785 790 795
C_{ab}	700 705 565 570 560 575 555 550 545 580
N	755 760 750 765 770 775 780 745 785 790
θ_l	850 855 860 865 870 895 890 885 880 845
s_l	900 895 890 885 880 875 870 865 860 855
α_{soil}	900 895 890 885 880 875 870 865 860 855

Table 4.3 – Longueurs d'onde optimales pour l'estimation d'une variable de PROSAIL (par ordre croissant de sélection).

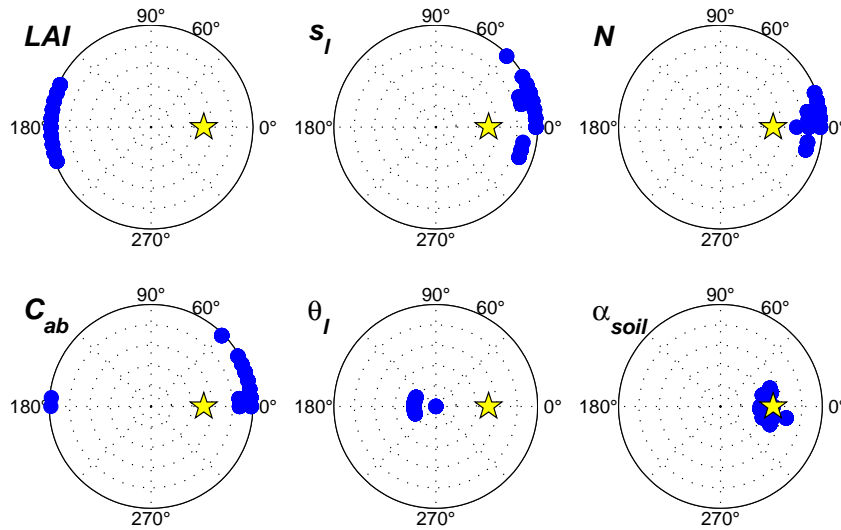


Figure 4.20 – Directions d'observation optimales pour l'estimation de chaque variable de PROSAIL

- les directions de visée optimales sont ensuite choisies pour ces longueurs d'onde : il s'agit de celles qui correspondent aux plus fortes valeurs de $\gamma_f(\lambda_{opti}, \Omega_v)$.

Le Tableau 4.3 regroupe les 10 “meilleures” longueurs d'ondes selon ce critère ; la Figure 4.20 représente l'ensemble des directions de visées optimales sélectionnées pour les longueurs d'onde précédentes.

Ces résultats synthétisent les observations faites jusqu'à présent. Hormis la concentration en chlorophylle, toutes les variables sont préférentiellement estimées dans le proche infrarouge : les longueurs d'onde sélectionnées pour LAI se situent au début du plateau, alors qu'elles sont plus élevées pour s_l , θ_l et α_{soil} . Le résultat le plus intéressant concerne C_{ab} : les résultats mettent en évidence l'importance d'une large région spectrale autour de 560 nm (qui correspond à la bande 5 de MERIS, et à la bande 3 de POLDER spatial) ainsi qu'une fine bande centrée sur 700 nm correspondant à la position du red-edge (bande 9 de MERIS).

Les directions de visée optimales pour l'estimation de l'indice de surface foliaire correspondent aux observations obliques en diffusion avant, autour du plan principal. Ces résultats “théoriques” sont en contradiction avec Weiss et al. (2000) dont l'étude en inversion, par la méthode des tables de correspondance, montre la prédominance de la direction du *hot spot* pour la restitution

de ce paramètre. Ils sont en revanche cohérents avec cette même source en ce qui concerne les directions optimales pour la caractérisation de la concentration en chlorophylle : les forts angles de visée en diffusion avant, ainsi qu'en diffusion arrière, en permettent une meilleure estimation. Enfin, les observations au nadir ne sont pas adéquates pour suivre la dynamique de variation des variables biophysiques des couverts (hormis l'inclinaison foliaire) (Weiss et al., 2000).

Ces différents résultats ne restent toutefois valables que lorsque l'on cherche à estimer une seule des variables biophysiques du couvert. Le problème plus complexe de l'estimation conjointe va être partiellement abordé par l'analyse, en inversion, des données de la campagne EGO96.

4.4 Sélection dynamique en inversion par recuit simulé

Parallèlement à l'étude théorique de configurations optimales d'observation, une méthode d'inversion est développée afin de déterminer de manière dynamique les directions de visée qui permettent une meilleure adéquation entre le modèle PROSAIL ajusté et les mesures de réflectance.

Le problème combinatoire à résoudre consiste à trouver parmi les 210 directions de visée, le sous-ensemble de N_0 éléments qui minimise un critère de qualité sur la solution obtenue en inversant le modèle PROSAIL sur ces données. Un algorithme de type recuit simulé, couplé à une procédure d'inversion par quasi-Newton, a été développé pour explorer l'espace directionnel des solutions possibles. Les problèmes liés aux choix de la fonction de mérite et au nombre de directions à sélectionner, sont envisagés et leurs impacts sur la restitution de l'indice de surface foliaire (en particulier) abordés.

4.4.1 Technique d'inversion

La méthode du recuit simulé (Chapitre 1) a été retenue pour explorer l'espace directionnel des données de réflectance afin de déterminer, parmi N_0 directions tirées aléatoirement, celles qui conduisent au minimum de la fonctionnelle d'erreur χ_{rc}^2 choisie. L'inversion de PROSAIL est effectuée sur l'ensemble des longueurs d'onde par un algorithme de type quasi-Newton (routine E04JAF de la librairie NAG).

A partir d'un choix initial de N_0 mesures, la fonction de mérite est évaluée. Toute nouvelle configuration, obtenue par permutation aléatoire d'un élément de N_0 et d'un élément des $M - N_0$ directions restantes, qui diminue la valeur de la fonction de mérite est acceptée et l'algorithme de recuit simulé est réitéré à partir de ce point. Dans le cas contraire, elle peut être retenue si elle est conforme au critère probabiliste de Metropolis, permettant ainsi à l'algorithme de s'échapper de minima locaux. Au cours de l'avancement du processus, la probabilité d'acceptation de telles configurations diminue, assurant la convergence vers un minimum global.

4.4.1.1 Description schématique de l'algorithme

L'algorithme de sélection des N_0 directions optimales (qui minimisent χ_{rc}^2 sur l'ensemble de l'espace directionnel des réflectances) se présente de la manière suivante :

```

Génération de  $\Psi_0^{N_0}$  initial Configuration initiale de  $N_0$  directions de visée
Calcul de  $T_0$ 
Tant que (critère arrêt = FAUX)
  Faire, pour  $i = 1$  à  $n_T$  nombre d'itérations à la température  $T_0$ 
    Génération de  $\Psi_{i+1}^{N_0}$  par échange aléatoire
    d'un élément de  $\Psi_i^{N_0}$  avec un élément des
     $M - N_0$  directions restantes
     $\Delta = \chi_{i+1}^2(N_0) - \chi_i^2(N_0)$ 
    si  $\Delta < 0$ 
       $\Psi_i^{N_0} \equiv \Psi_{i+1}^{N_0}$ 
    sinon, si  $\exp\left(\frac{-\Delta}{T}\right) > \text{random}[0; 1[$  Critère de Metropolis
       $\Psi_i^{N_0} \equiv \Psi_{i+1}^{N_0}$ 
     $T = \alpha_T \times T$ 
    si  $T < 10^{-6} \times T_0$ 
      (critère arrêt = VRAI)
  Fin Tant que

```

La fonction *random* $[0; 1[$ désigne le tirage d'un nombre aléatoire sur l'intervalle $[0; 1[$.

4.4.1.2 Fonctions de mérite

Deux fonctions de mérite ont été envisagées dans cette étude pour déterminer la probabilité d'acceptation d'une nouvelle configuration directionnelle. Elles correspondent à des critères différents sur la qualité de l'inversion (Tableau 4.4). L'étude est principalement axée sur l'estimation de l'indice de surface foliaire.

Dans le premier cas, la fonction de mérite de l'algorithme de recuit simulé est identique à celle utilisée lors de l'inversion de PROSAIL sur les données de réflectance (FM1) : il s'agit de la fonctionnelle d'erreur au sens des moindres carrés (sous l'hypothèse de mesures distribuées selon une loi gaussienne). Une fonction χ^2 au sens des moindres carrés quantifie, *stricto sensu*, la qualité de restitution des seules données de réflectance, et peut alors paraître inadéquate pour juger de la qualité d'estimation de LAI.

Ainsi, une deuxième méthode a été envisagée (FM2) : la fonction de mérite utilisée en inversion de PROSAIL est toujours celle des moindres carrés ; en revanche celle qui détermine la probabilité d'acceptation d'une configuration correspond à l'écart entre la valeur mesurée de LAI et la valeur estimée.

Les différentes inversions ont été conduites en laissant libres les seules variables structurales de PROSAIL (LAI , $\bar{\theta}_l$ et s_l), contraintes dans des gammes de variation physiquement acceptables

Dénomination	Fonction de mérite en inversion de PROSAIL	recuit simulé
FM1	$\chi_{PROSAIL}^2 = \sum_{i=1}^{89} \sum_{j=1}^{N_0} [\tilde{\rho}(\lambda_i \Psi^j) - \hat{\rho}(\lambda_i \Psi^j)]^2$	$\chi_{rc}^2 = \chi_{PROSAIL}^2$
FM2	$\chi_{PROSAIL}^2 = \sum_{i=1}^{89} \sum_{j=1}^{N_0} [\tilde{\rho}(\lambda_i \Psi^j) - \hat{\rho}(\lambda_i \Psi^j)]^2$	$\chi_{rc}^2 = LAI_{mes} - LAI_{est} $

Table 4.4 – Stratégies adoptées pour la détermination dynamique des configurations optimales. Ψ^{N_0} correspond à la combinaison de N_0 configurations directionnelles de mesures.

Variable	Intervalle de variation	Jeu initial
LAI	0.01-5	3
θ_l (°)	5-85	45
s_l	0.00001-1	0.5

Table 4.5 – Contrainte sur les variables à estimer et jeu initial du processus d'inversion.

(Tableau 4.5), les spectres typiques de réflectance et de transmittance des différents couverts (Figure 4.6) étant fournis en entrée de l'algorithme, de même que la réflectance du sol sous-jacent. Les paramètres auxiliaires ont été fixés tels que : $\alpha_{soil} = 1$ et $vis = 100$ km.

4.4.1.3 Définition des constantes algorithmiques

La loi de décroissance de la température est une fonction linéaire de T . Ce choix arbitraire est un compromis destiné à diminuer les temps de calcul. En effet, l'algorithme de recuit simulé conduit à la génération de plusieurs centaines de configurations directionnelles. Si la méthode itérative d'inversion retenue est relativement rapide lorsqu'il s'agit de traiter un seul jeu de données, elle constitue dans ce cas une limite à la recherche rigoureuse du minimum global de $\chi_{rc}^2(N_0)$ sur l'ensemble des directions de visées. L'étude menée ici s'attache donc plutôt à détecter des *tendances* que les configurations directionnelles "exactes", ceci d'autant plus que les résultats dépendent du couvert étudié.

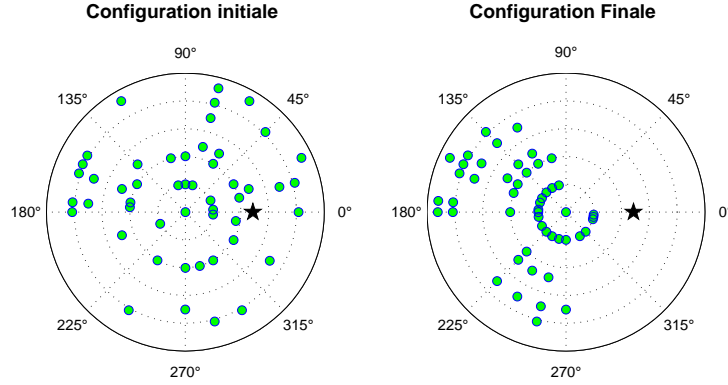
Dans cette optique, le *critère d'arrêt* de l'algorithme a été défini tel que :

$$T = 10^{-6} \times T_0 \quad (4.12)$$

En fin de processus, on a donc $T = \alpha_T^{n_T} \times T_0$, où n_T correspond au nombre d'itérations à une température donnée. Pour une valeur de N_0 fixée, afin d'explorer le plus grand nombre possible de directions parmi les $210 - N_0$ restantes, la valeur du paramètre α_T est définie telle que $\alpha_T = \frac{210 - N_0}{0.5}$. Cela permet, de tester deux fois plus de combinaisons $\Psi_i^{N_0}$ que l'espace des directions en "réserve" ne contient d'éléments. L'algorithme a été exécuté pour différentes valeurs de N_0 : $N_0 = 2, \dots, 10$ avec un pas de 1, et $N_0 = 10, \dots, 210$ avec un pas de 10. Du fait du nombre plus élevé de configurations à explorer pour de faibles valeurs de N_0 , il a été exécuté quatre fois lorsque $N_0 = 2, \dots, 9$; par la suite, on présentera pour ces cas de figure une valeur moyenne des résultats obtenus à la fin du processus (valeurs finales des variables estimées, variance, etc.).

	FM1	FM2
$\widehat{\Delta}$	0.02	3
T_0	$T_0 = -\frac{N_0 \times 0.02}{\ln(0.7)}$	$T_0 = -\frac{3}{\ln(0.7)} = 8.4$

Table 4.6 – Valeurs de la température initiale pour FM1 et FM2.

Figure 4.21 – Comparaison des configurations initiales et finales (FM1, $N_0 = 50$, couvert #9).

Le choix de la température initiale T_0 est plus délicat. On choisit habituellement une probabilité d'acceptation p élevée au début des itérations. Un tirage aléatoire d'un certain nombre de combinaisons permet alors de déterminer une valeur typique des augmentations de Δ , $\widehat{\Delta}$, à partir de laquelle se déduit T_0 ($= -\widehat{\Delta}/\ln p$). Ainsi, la valeur de la température initiale dépend d'une part de la fonction de mérite, et d'autre part de N_0 .

Une valeur différente de $\widehat{\Delta}$ a été fixée pour FM1 et FM2 ; elles correspondent à une valeur moyenne des augmentations de Δ entre deux configurations successives. La probabilité d'acceptation initiale a été choisie à $p = 70\%$. Les valeurs de T_0 sont finalement déduites pour FM1 et FM2 (Tableau 4.6). Pour FM1, la dépendance en N_0 de T_0 permet de s'assurer que la probabilité d'acceptation est identique à chaque palier de température, quelle que soit la valeur de N_0 .

4.4.2 Premières analyses des résultats

Les résultats de l'algorithme de recuit simulé sont exposés dans un premier temps pour le cas particulier de l'étude du couvert de soucis #9 avec la fonction de mérite FM1, puis avec FM2, pour $N_0 = 50$.

4.4.2.1 Etudes de cas

Algorithme FM1

Dans ce cas de figure, la comparaison des configurations initiale et finale montre les performances de l'algorithme à déterminer les directions minimisant $\chi_{rc}^2(50)$ (Figure 4.23). Celles-ci sont préférentiellement localisées en diffusion avant et au nadir. Ce premier résultat semble donc traduire l'importante conjointe de LAI et $\overline{\theta}_l$ dans ces directions.

L'évolution des variables algorithmiques et des variables estimées au cours du processus est présentée Figure 4.23. Le comportement quelque peu chaotique de la fonction de mérite en fonction des itérations montrent la capacité de l'algorithme de recuit simulé à s'échapper de minima

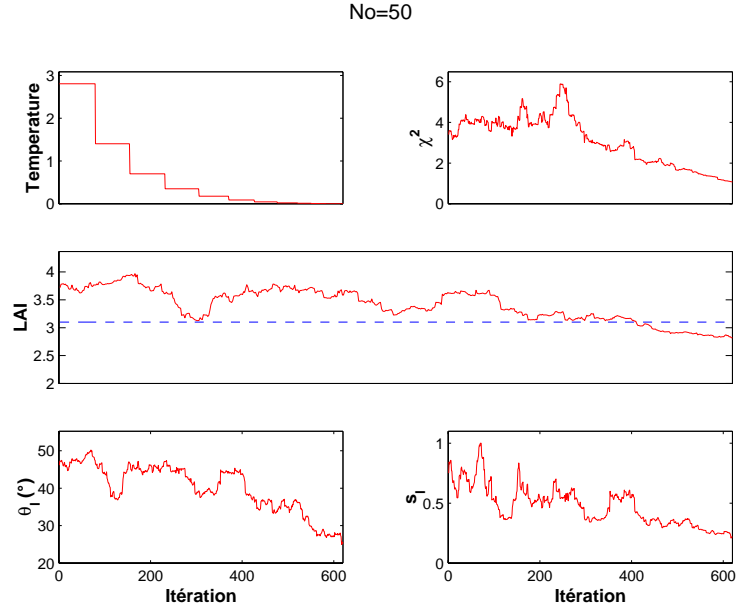


Figure 4.22 – Variations de T et χ^2_{rc} , et des valeurs estimées de LAI , $\overline{\theta}_l$ et s_l , au cours de l'algorithme (FM1, $N_0 = 50$, couvert #9). La valeur mesurée *in situ* de LAI apparaît en pointillés. Les itérations en abscisse correspondent aux configurations successives acceptées.

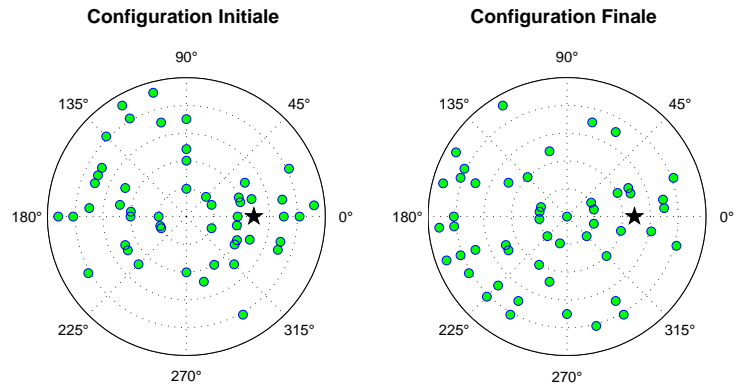


Figure 4.23 – Comparaison des configurations initiales et finales (FM2, $N_0 = 50$, couvert #9).

locaux. Les variations de la fonction de mérite s'accompagnent parallèlement de fluctuations des valeurs des variables structurales du couvert. Le coefficient de variation est plus faible pour le LAI que pour $\overline{\theta}_l$ ou s_l : $\frac{\sigma(LAI)}{LAI} = 0.09$; $\frac{\sigma(\overline{\theta}_l)}{\overline{\theta}_l} = 0.16$; $\frac{\sigma(s_l)}{s_l} = 0.34$. En fin de processus, $\chi^2_{rc}(50)$ semble converger vers le minimum global ; l'amplitude de variation des variables est faible et leur valeur diminue. La valeur de l'indice de surface foliaire à la fin de l'algorithme, \widehat{LAI}_{rc} ($= 2.821$) est légèrement inférieure à la valeur mesurée *in situ* \widetilde{LAI} ($= 3.1$) ; néanmoins, on vérifie dans ce cas que $\widehat{LAI}_{rc} = \widetilde{LAI} \pm \sigma(LAI)$.

Algorithme FM2

Contrairement aux résultats précédents, aucune tendance n'émerge de la Figure 4.24 quant aux configurations directionnelles qui minimisent $\chi^2_{rc} = |LAI_{mes} - LAI_{est}|$.

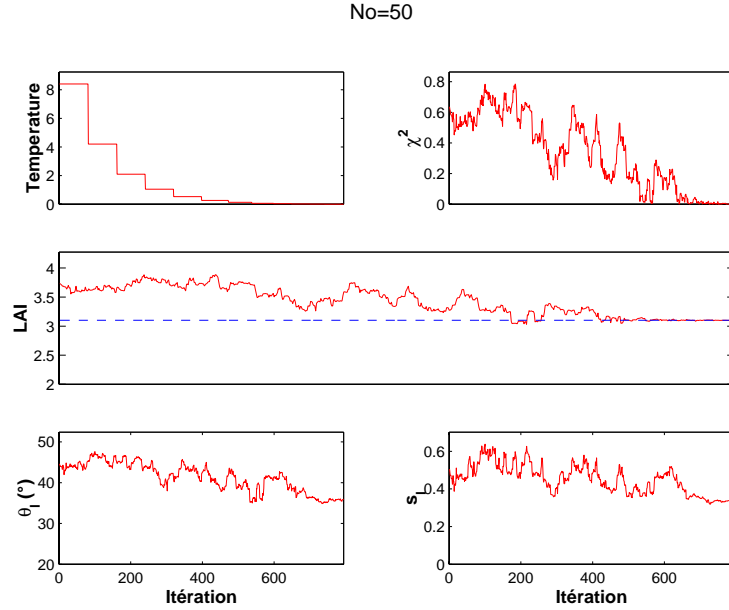


Figure 4.24 – Variations de T et χ^2_{rc} , et des valeurs estimées de LAI , $\overline{\theta_l}$ et s_l , au cours de l'algorithme (FM2, $N_0 = 50$, couvert #9).

En fin d'algorithme, \widehat{LAI}_{rc} ($= 3.099$) est quasiment égal à \widetilde{LAI} , ce qui prouve la robustesse de la méthode. L'ordre des coefficients de variation est le même que précédemment : $\frac{\sigma(LAI)}{LAI} = 0.07$; $\frac{\sigma(\overline{\theta_l})}{\overline{\theta_l}} = 0.08$; $\frac{\sigma(s_l)}{s_l} = 0.17$.

4.4.2.2 Effet du nombre de directions de visée

Examinons dans quelle mesure l'ajout d'informations (augmentation du nombre N_0 de directions de visée) affecte les performances de l'inversion. En cela, les résultats obtenus par FM2 sont particulièrement instructifs.

La Figure 4.25 met en évidence, pour chacun des couverts, une valeur seuil de N_0 à partir de laquelle \widetilde{LAI} ne peut plus être restituée par l'algorithme : elle est comprise entre 130 et 160 pour les couverts naturels ; pour le couvert artificiel, \widehat{LAI}_{rc} diverge dès que $N_0 > 10$. L'inversion est alors trop contrainte et l'estimation des variables se dégrade du fait de la trop forte inadéquation entre le modèle et les mesures pour certaines directions de visée.

Pour le couvert artificiel, on remarque de plus que \widehat{LAI}_{rc} n'atteint pas de valeur constante, même pour un nombre restreint de directions de visée. Les résultats obtenus pour ce couvert doivent être mis en correspondance avec les valeurs de \widehat{LAI}_{rc} , obtenues par FM1, nettement supérieur à \widetilde{LAI} - dans tous les cas $\widehat{LAI}_{rc}^{FM1} > 3$ - et avec les valeurs de χ^2_{rc} très supérieures à celles des autres couverts. L'impossibilité à restituer par inversion une valeur de l'indice de surface foliaire compatible avec sa mesure *in situ* peut s'expliquer par la structure particulière du couvert (sol spéculaire), par un problème de calibration des données, ou par l'inhomogénéité des propriétés optiques des feuilles artificielles dans le couvert. Cette dernière hypothèse pourrait être vérifiée en laissant les variables biochimiques libres au cours des inversion.

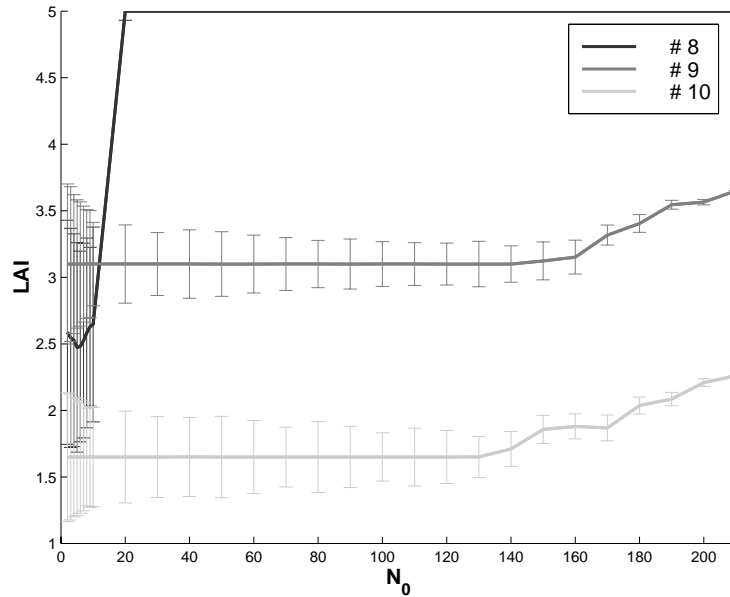


Figure 4.25 – Variation de \widehat{LAI}_{rc} en fonction du nombre N_0 de directions de visée pour le couvert artificiel #8 et les couverts de soucis #9 et #10 - algorithme FM2. La barre d'erreur correspond à l'écart-type $\sigma(LAI)$ des valeurs estimées pour chaque valeur de N_0 .

Algorithme FM1

La Figure 4.26 représente, en fonction de N_0 , les valeurs finales des variables et les coefficients de variations des estimations.

Pour les trois variables, la variance des estimations au cours de l'algorithme décroît lorsqu'augmente le nombre de directions de visée. Dans tous les cas, on remarque l'augmentation de \widehat{LAI}_{rc} avec N_0 . La pente est plus importante pour $N_0 \in [1; 10]$, à laquelle s'ajoute une plus forte variance des valeurs estimées : un faible nombre de directions de visée apporte trop peu de contrainte en inversion pour une estimation robuste de LAI . On observe une stabilisation de \widehat{LAI}_{rc} pour $N_0 \in [10; 20]$, qui semble correspondre à un bon compromis pour estimer l'indice de surface foliaire.

En ce qui concerne l'angle moyen d'inclinaison foliaire, la valeur finale est presque constante pour le couvert artificiel : $\widehat{\theta}_{lrc} \simeq 60^\circ$, alors que la valeur théorique est de 30° par "construction". En revanche pour les couverts naturels, on observe une variation similaire à LAI . Pour $N_0 \in [1; 100]$, \widehat{s}_{lrc} est comparable à la valeur théorique du couvert artificiel.

4.4.3 Directions privilégiées

Un facteur d'apparition d'une direction particulière $(\theta_v; \phi)$ est établi à partir de l'ensemble des configurations optimales obtenues par l'algorithme de recuit simulé : il est égal au nombre de fois où cette direction est retenue en fin de processus, sur l'ensemble des valeurs prises par N_0 . Afin de s'affranchir d'une asymétrie directionnelle de la réflectance des différents couverts et SAIL étant par ailleurs symétrique par rapport au plan principal, le facteur a été symétrisé par rapport à ce plan.

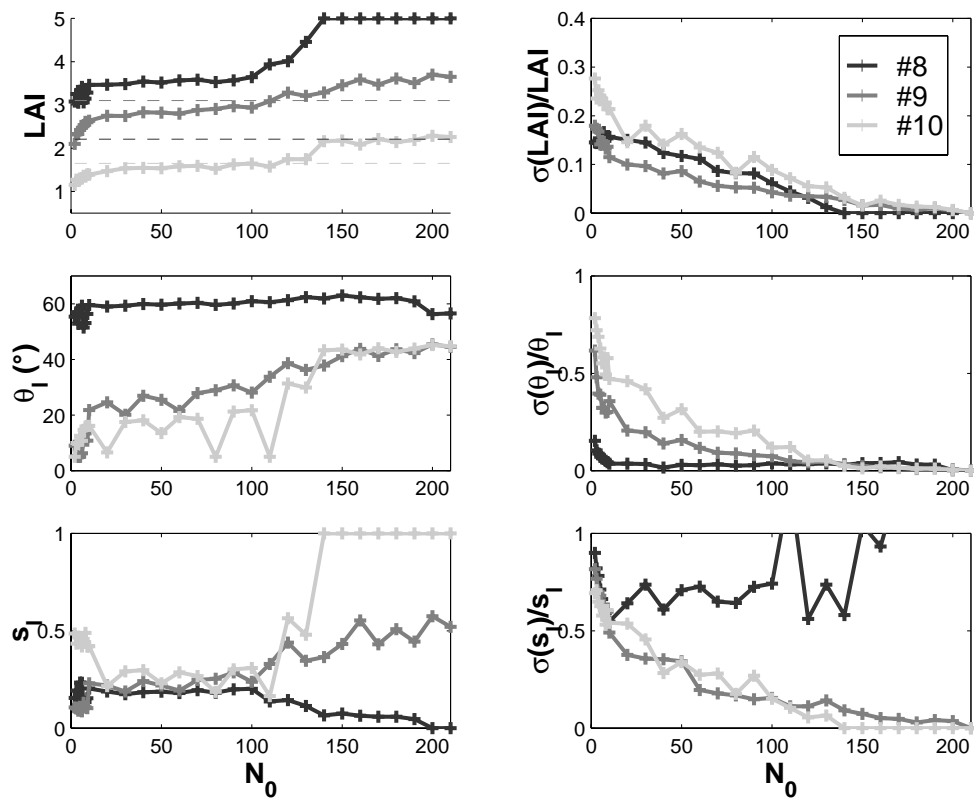


Figure 4.26 – Variations de a) \widehat{LAI}_{rc} et $\sigma(LAI)/LAI$, b) $\widehat{\theta}_{lrc}$ et $\sigma(\overline{\theta}_l)/\overline{\theta}_l$, c) \widehat{s}_{lrc} et $\sigma(s_l)/s_l$, en fonction de N_0 les couverts #8, #9 et #10 - algorithme FM1. Les valeurs de LAI mesurées *in situ* sont indiquées en pointillés.

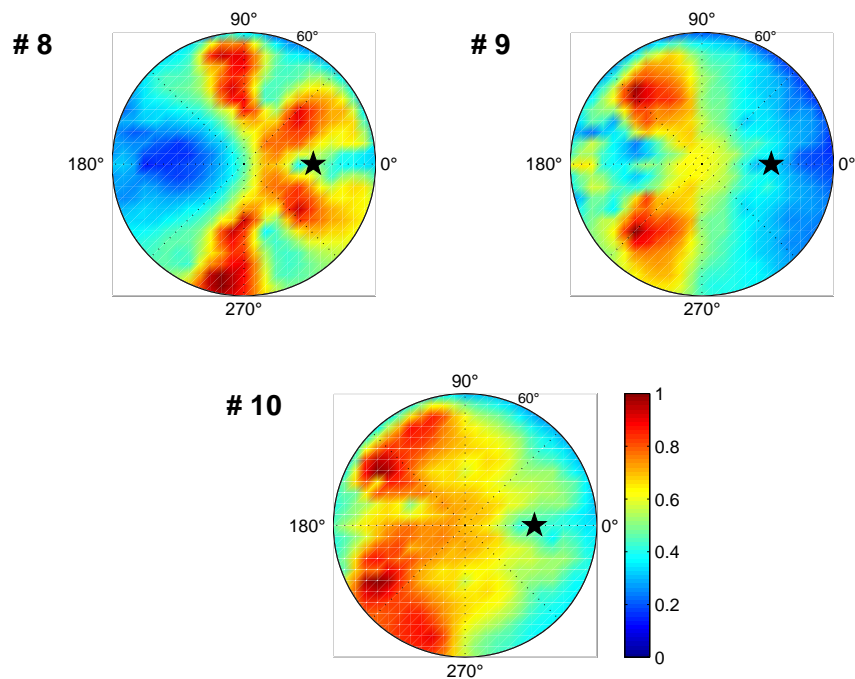


Figure 4.27 – Indice d'apparition normalisé des directions d'observation pour les couverts #8, #9 et #10 - algorithme FM1.

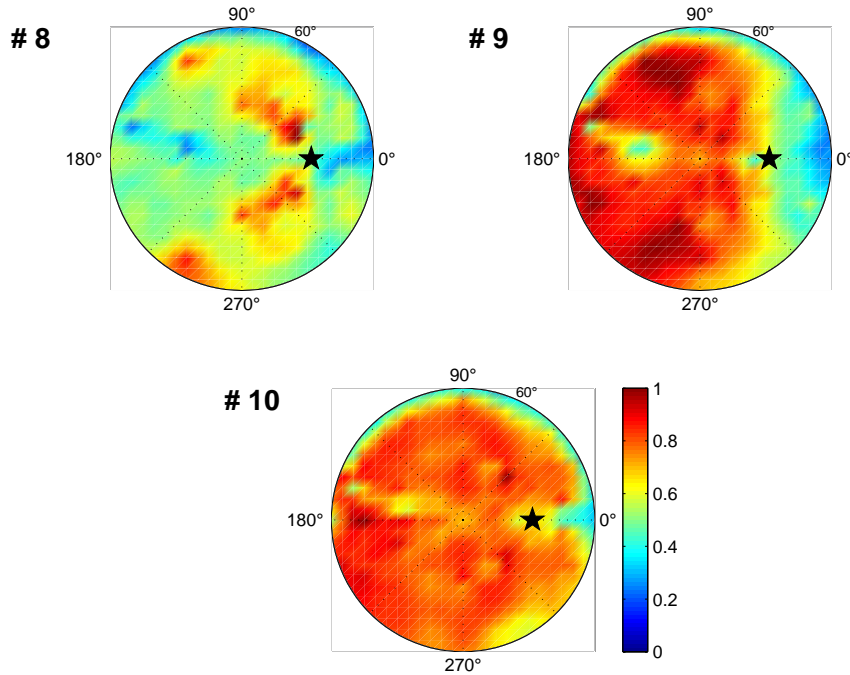


Figure 4.28 – Indice d'apparition normalisé des directions d'observation pour les couverts #8, #9 et #10 - algorithme FM2.

Les Figures 4.27 et 4.28 présentent les valeurs normalisées du facteur d'apparition, obtenues par la méthode du krigeage sur l'ensemble des directions d'observation. Elles mettent en évidence les différences entre les méthodes FM1 et FM2.

Pour la méthode FM2 tout d'abord, aucune direction de visée ne semble privilégiée, comme l'atteste la Figure 4.28. Pourtant, quelques points peuvent être soulignés : les directions autour du *hot spot* et de la direction spéculaire sont, pour tous les couverts, faiblement sélectionnées par l'algorithme ; pour le couvert #9, les directions de diffusion avant et au nadir semblent favorisées.

Ces résultats sont assez déroutants dans la mesure où les simulations en sens direct avaient mis en évidence une plus grande influence de LAI pour les forts angles en diffusion avant. Ils peuvent néanmoins s'expliquer par le caractère restrictif de la fonction de mérite qui détermine la probabilité d'acceptation d'une nouvelle configuration : elle ne prend pas en compte l'erreur de mesure *in situ*. L'algorithme d'optimisation cherche donc à restituer une valeur de LAI qui risque d'être erronée, et en conséquence peut conduire à une mauvaise détermination des configurations optimales.

La méthode FM1, quant à elle, fait apparaître des différences entre le couvert artificiel #8 et ceux de soucis. Pour le premier, les directions optimales sont comprises dans le plan perpendiculaire et en diffusion arrière. Cela peut être dû au sol qui présente un effet fortement spéculaire et qui explique la mauvaise qualité de l'ajustement en diffusion avant. Cette hypothèse est confortée par les fortes valeurs de χ_{rc}^2 et par le fait que la direction spéculaire correspond à un minimum du facteur d'apparition.

En revanche, les directions en diffusion arrière et proches du nadir émergent pour les couverts #9 et #10, ce qui concorde avec les résultats “théoriques” vus précédemment. Même si la fonction de mérite de l’algorithme de recuit simulé traduit d’abord la qualité de l’ajustement des données, elle exprime néanmoins la dynamique de variation de la réflectance due aux variables structurales, et principalement LAI et $\overline{\theta}_l$.

On remarquera en outre que les observations autour du *hot spot* sont très peu sélectionnées quel que soit le couvert.

4.5 Conclusion

Le problème lié à la sélection de configurations optimales d’observation a été abordé dans ce chapitre de manière théorique puis en inversion sur les données de réflectance acquises au cours de la campagne EGO96.

Dans un premier temps, une étude de sensibilité du modèle PROSAIL a été développée pour les configurations expérimentales : 211 directions de visée, dont celle du *hot spot*, et 89 bandes spectrales couvrant le domaine 460-900 nm. La détermination conjointe d’un indice de sensibilité et de la contribution pour les variables LAI , C_{ab} , $\overline{\theta}_l$, s_l et α_{soil} , a permis de démontrer que :

- Le plan principal, par rapport à d’autres géométries d’observation, est le plus porteur en information sur les caractéristiques biophysiques des couverts végétaux.
- Les longueurs d’onde les plus appropriées pour suivre la variation de la concentration en chlorophylle des feuilles vertes sont situées vers 550 et 700 nm ; les directions d’observation optimales correspondent quant à elle aux diffusions arrières, pour de forts angles zénithaux de visée.
- L’indice de surface foliaire devrait être mieux estimé pour des observations en visée oblique en diffusion avant, autour du plan principal ; l’angle moyen d’inclinaison foliaire présente une plus grande influence autour du nadir.

Ces différentes configurations ne sont toutefois révélatrices que de la dynamique de chaque variable indépendamment des autres. Elles ne sont pas représentatives pour les inversions où plusieurs variables sont estimées simultanément ; un compromis entre celles-ci doit être trouvé.

Ce dernier aspect a pu être apprécié lors du traitement des données EGO par un algorithme de recuit simulé afin de déterminer dynamiquement les configurations directionnelles privilégiées en inversion pour l’estimation des variables structurales des couverts (LAI , $\overline{\theta}_l$ et s_l). Deux fonctions de mérite ont été testées : la première permet de rechercher l’ensemble des directions de visée offrant le meilleur ajustement entre réflectances mesurées et modélisées, sur les 89 bandes spectrales ; la seconde se base sur la minimisation de l’écart entre la valeur mesurée et la valeur estimée de LAI .

Il ressort de cette étude qu’un nombre trop restreint de données directionnelles ne contraint pas assez le problème inverse, ce qui se traduit par une forte variabilité des variables estimées en fonction des configurations d’observation sélectionnées. Un nombre raisonnable de directions de visée pour l’estimation des variables architecturales semble être compris entre 10 et 20. Il paraît

important eu égard de l'information spectrale déjà utilisée pour leur estimation (89 bandes spectrales) ou de la dimensionnalité propre de la BRDF, qui peut être représentée par un nombre moindre d'observations par des modèles semi-empiriques. Il est vraisemblable qu'en restreignant l'échantillonnage spectral, on puisse parallèlement diminuer le nombre optimal d'observations (Weiss et al., 2000). La dégradation de l'estimation de LAI avec le nombre (croissant) d'observations résulte de l'inadéquation entre modèle utilisé et les réflectances mesurées (incertitudes liées au modèle et aux mesures). Les angles de visée qui tendent à être préférentiellement sélectionnées en fin d'algorithme sont situés en diffusion avant et autour du nadir. Cela correspond aux résultats liés à l'influence directionnelle de LAI et de $\overline{\theta}_l$, obtenus par l'analyse de sensibilité en sens direct.

Idéalement, une étude complémentaire devrait être conduite à la fois sur les données spectrales et directionnelles afin de pouvoir déterminer les configurations optimales lorsque l'on cherche à estimer simultanément la biochimie et la structure des couverts végétaux.

Chapitre 5

Estimation de variables biophysiques - Application aux données POLDER de la campagne Alpilles/ReSeDA 1997

Comme nous l'avons vu au chapitre précédent, l'échantillonnage des valeurs de réflectance est un aspect primordial de l'inversion opérationnelle de modèles physiques de réflectance. Celle-ci s'est développée ces dernières années, parallèlement au lancement de capteurs spatiaux permettant l'acquisition de données multispectrales et multidirectionnelles. L'instrument POLDER en particulier offre de nouvelles perspectives en terme de qualité d'estimation des variables caractéristiques de la biochimie et de la structure de la végétation (Bicheron et Leroy, 1999 ; Weiss et al., 2001a).

Les modèles PROSAIL, PROKUUSK, et PROSI-API, ont été inversés sur les mesures de réflectance de POLDER aéroporté (Deuzé et al., 1993), acquises lors de la campagne Alpilles/ReSeDA. L'intercomparaison amorcée précédemment en sens direct est ici étendue au mode inverse : ils sont comparés en terme de qualité de l'ajustement des données et de performance d'estimation des variables biophysiques en se basant sur des mesures *in situ* de l'indice de surface foliaire. La méthode a permis de caractériser l'état et le développement de cultures de blé, maïs, tournesol, et luzerne, au cours de leur cycle de croissance, tout en portant l'accent sur la détermination de l'incertitude d'estimation. Cette dernière information est capitale pour apprécier la qualité des produits obtenus par inversion. Dans le cadre de l'agriculture de précision en particulier, où la cartographie de l'indice de surface foliaire et de la concentration en chlorophylle induit des prises de décisions dans la conduite des cultures, la fiabilité de leur estimation a un coût économique non négligeable. Pourtant, les cartes de ces variables sont le plus souvent fournies sans que leur incertitude ait été déterminée (par exemple Bicheron, 1997 ; Kuusk, 1998 ; Liang, 2000).

5.1 Description de la base de données Alpilles/ReSeDA

La campagne européenne Alpilles/ReSeDA¹ a pour objectif d'améliorer le contrôle des processus physiques régissant le système sol-végétation, d'une part par le développement d'algorithmes d'interprétation des données de télédétection, et d'autre part par l'assimilation de ces données dans des modèles de fonctionnement (Prévoit et al., 1998 ; Baret, 2000). C'est dans cette optique qu'ont été effectuées les mesures de réflectance par l'instrument POLDER aéroporté.

Le site test des Alpilles est une zone agricole située dans la vallée du Rhône, au sud d'Avignon (N43°47', E4°45'). Les données POLDER ont été acquises au cours de seize dates de vol réparties entre janvier et octobre 1997 (voir Annexe D, Tableau D.1), permettant le suivi du cycle végétatif de cultures annuelle (luzerne), d'hiver (blé) ou d'été (maïs, tournesol). A ces données de réflectance s'ajoutent des mesures *in situ* de variables biophysiques des couverts, servant ici à valider les algorithmes d'estimation.

5.1.1 Les mesures POLDER

La base de données acquises par POLDER, monté à bord d'un avion Piper Aztec, se compose d'images superposables, calibrées par le CESBIO² à Toulouse (Leroy et al., 2001).

Les images couvrent une surface de 5 km sur 5 km, géoréférencée en projection Lambert II étendu. Chacune se compose d'une matrice de 250 × 250 pixels, correspondant à une grille de 20 m de résolution.

Le modèle SMAC (Rahman et Dedieu, 1994), une version simplifiée du modèle de transfert radiatif atmosphérique 6S (Vermote et al., 1997), a permis de corriger les réflectances des effets atmosphériques. Néanmoins, la correction des données acquises à 443 nm reste imparfaite à cause de la forte influence des aérosols. L'étude ne portera donc que sur les réflectances acquises dans les trois bandes spectrales non polarisées centrées sur 550, 670 et 865 nm.

Les séquences de vol au-dessus des Alpilles ont été programmées au midi solaire, lorsque le soleil est au zénith. Elles consistent typiquement en quatre lignes de vol parallèles à la direction Nord-Sud, plus une perpendiculaire. Seules les données acquises vers 3000 m d'altitude seront traitées. 10 secondes séparent deux séquences d'acquisition consécutives et, pour une séquence donnée, il s'écoule 0.3 seconde entre deux mesures dans chaque bande spectrale. Le calcul de la géométrie d'observation est présenté en Annexe D. On supposera que les angles de visée des mesures, pour une même séquence d'acquisition, sont identiques dans les trois bandes spectrales. Le calcul est basé sur les données de la bande centrale à 670 nm.

Enfin, seuls les angles zénithaux de visée inférieurs à 45° sont conservés. Des problèmes de calibration géométrique pour les observations fortement obliques (c'est à dire pour les pixels du

¹le projet **R**emote **S**ensing **D**ata **A**ssimilation fédère plusieurs institutions et compagnies anglaises, espagnoles, françaises, italiennes et néerlandaises. Il est conjointement financé par la CEE-DG XII, par le *Programme National de Télédétection Spatial* et par le *Programme National de Recherches en Hydrologie*.

²Centre d'Etudes Spatiales de la **B**IOsphère.

bord des images) dégradent en effet la qualité des estimations.

A partir d'une image de réflectance de la zone d'étude, il est alors possible d'extraire la réflectance des différentes parcelles agricoles, connaissant leurs pixels de contour.

D'une date à l'autre, les images d'une même parcelle ne sont pourtant pas strictement superposables. En conséquence, la calibration géométrique de certaines parcelles d'intérêt a été affinée à partir d'images SPOT (Weiss, communication personnelle). Enfin, une érosion des pixels de contour a été appliquée. Son rôle est d'éliminer les effets d'environnement, liés à la fonction de transfert de modulation³ (FTM) de l'instrument ainsi qu'à la mauvaise prise en compte éventuelle des aérosols.

La Figure 5.1 présente l'extraction des valeurs de réflectance à 670 nm pour une parcelle de blé ainsi que l'échantillonnage directionnel des mesures au-dessus d'un pixel donné. Dans ce cas particulier, les valeurs de BRF correspondantes, interpolées par la méthode du krigeage, présentent une symétrie par rapport au plan principal, attendue dans le cas de couverts végétaux pour lesquels les feuilles n'ont pas d'orientation azimutale préférentielle. De plus, les valeurs de réflectance sont maximales autour du *hot spot*, ce qui est typique des milieux turbides.

5.1.2 Composition du jeu de données des variables biophysiques

L'estimation des variables biophysiques est limitée aux parcelles de validations pour lesquelles la *LAI* vert a été mesuré : blé (*Triticum aestivum*), maïs (*Zea mays*), tournesol (*Helianthus annuus*), et luzerne (*Medicago sativa*) (Figure 5.2).

Les mesures du *LAI* ont été effectuées tout au long du cycle végétatif, *in situ* grâce au LAI2000 (Licor), et au laboratoire avec un planimètre. Le LAI2000 fournit en général des estimations de *LAI* plus importantes que celles du planimètre, du fait que tous les éléments du couvert (tiges, branches, etc.) participent à la mesure alors que le planimètre ne considère que les surfaces foliaires.

Les dates de mesures ne correspondant pas forcément à des vols POLDER, les valeurs de *LAI* ont été interpolées (Annexe E). Le Tableau 5.1 récapitule les mesures de *LAI* réalisées pour les différentes parcelles.

D'autres mesures au champ sont aussi disponibles dans la base Alpilles/ReSeDA : angle moyen d'inclinaison des feuilles estimé par le LAI2000, teneurs en matière sèche et en eau, hauteur des couverts, etc. Elles ne sont malheureusement pas utilisables pour la validation des algorithmes d'estimation, puisqu'elles ne peuvent être extrapolées aux jours de vols instrumentaux.

³La fonction de transfert de modulation d'un système imageur caractérise la manière dont les différentes fréquences spatiales contenues dans un objet sont transférées vers l'image de celui-ci. Sa valeur est proche de 1 pour une fréquence faible (il existe un transfert parfait entre l'objet et l'image) et tend vers 0 pour les fréquences élevées, ce qui est le cas pour des zones très hétérogènes. Ainsi, l'intensité radiométrique d'un pixel dépend du contraste avec ses voisins.

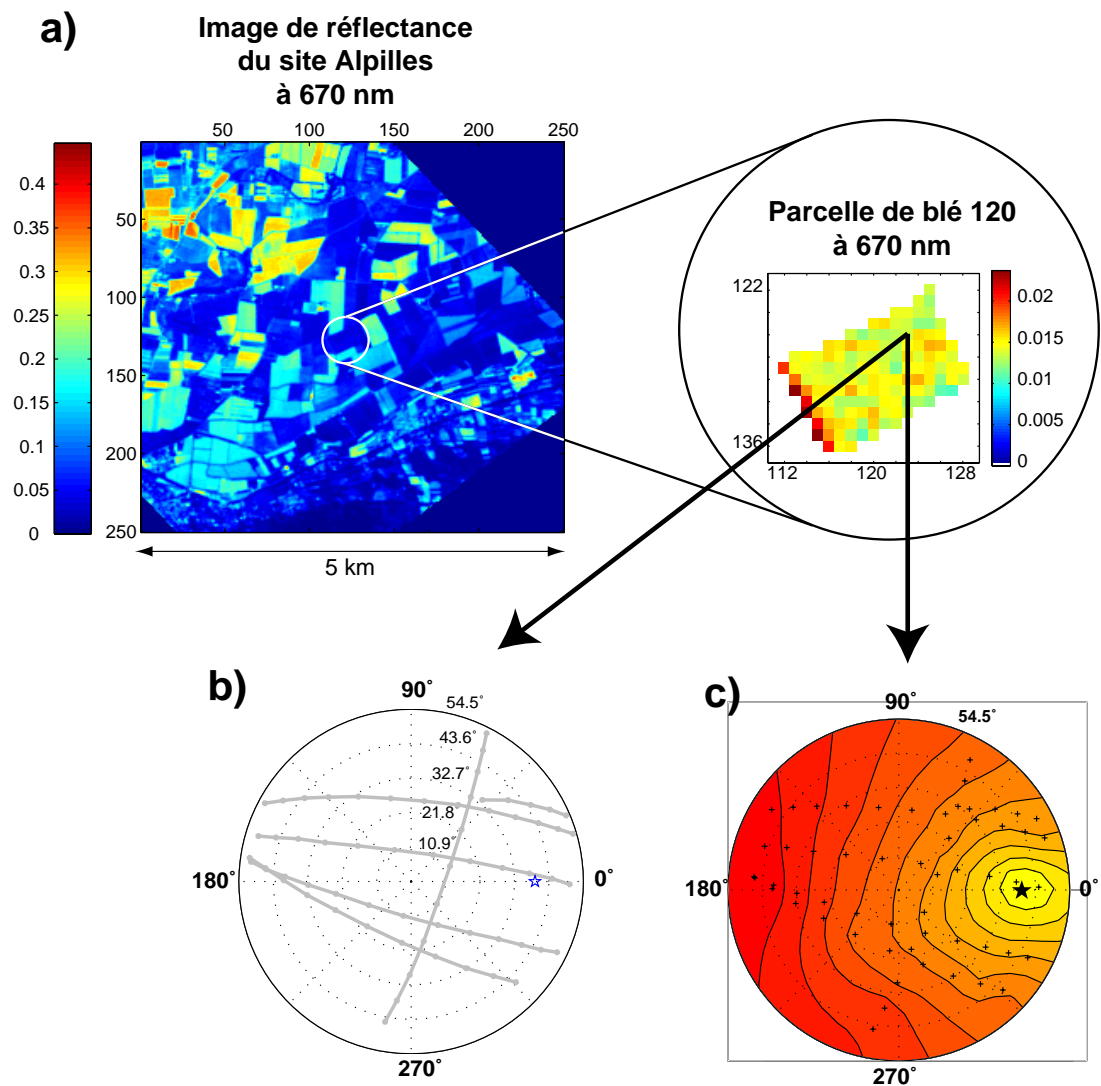


Figure 5.1 – a) Extraction des données de réflectance de la parcelle de blé 120 à partir de l'image POLDER du site à 670 nm, acquise le 02/05/1997; b) échantillonnage directionnel pour le pixel $(X_{pix}, Y_{pix}) = (124, 123)$, en coordonnées polaires, le long des six lignes de vol; c) BRF correspondant, obtenu par krigeage des mesures directionnelles.

Culture	Numéro de parcelle
blé	<i>101, 120, 124, 202, 208, 210, 214, 218, 300, 310</i>
maïs	<i>112, 113, 125, 126, 311, 500, 504</i>
tournesol	<i>102, 107, 121, 205, 217, 304, 501, 503</i>
luzerne	<i>203</i>

Table 5.1 – Parcelles d'étude pour lesquelles est effectuée l'estimation des variables biophysiques. En gras sont indiquées celles pour lesquelles sont disponibles des mesures de LAI effectuées grâce au LAI2000; en italique, les mesures avec le planimètre.

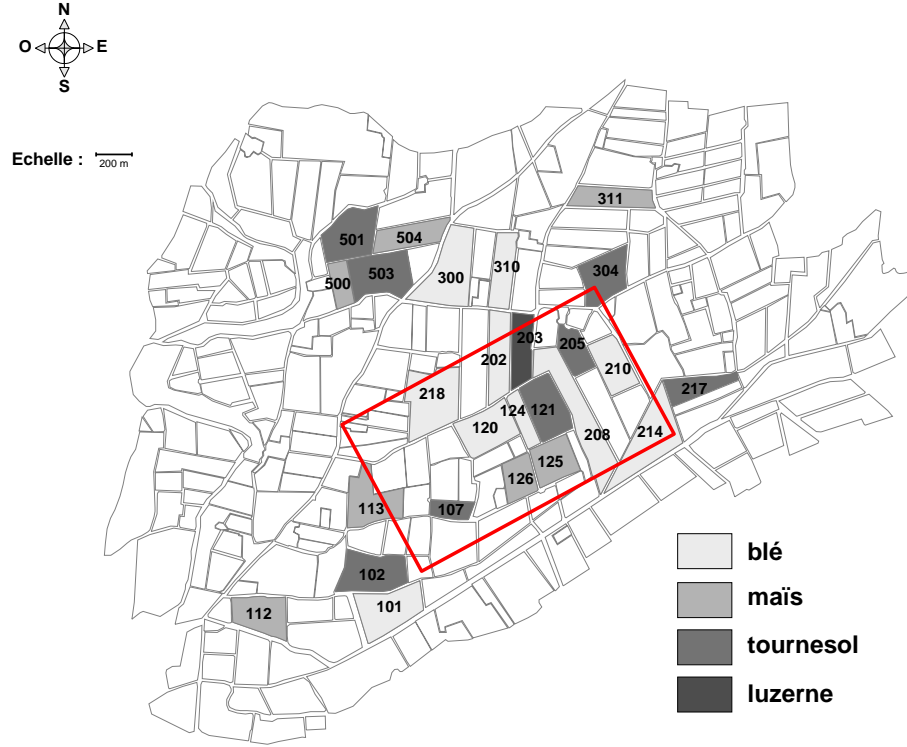


Figure 5.2 – Localisation des parcelles d'étude sur le site des Alpilles.

La base de données de la campagne Alpilles/ReSeDA est disponible à l'adresse suivante : <http://www.avignon.inra.fr/reseda/>.

5.1.3 Estimation de la réflectance du sol - modèle MRPV

Les modèles nécessitent la connaissance de la réflectance du sol. Cette information n'étant pas disponible dans la base de données, les BRFs des sols sous-jacents à chaque parcelle ont donc été déterminés à partir des observations POLDER. A ce stade, le sol n'est plus supposé lambertien, mais anisotrope.

La réflectance directionnelle des sols est décrite par le modèle MRPV (Rahman et al., 1993 ; Engelsens et al., 1996). Puisque leur contribution diminue rapidement lorsque les couverts se développent, on peut supposer leurs propriétés optiques constantes tout au long du cycle végétatif. Ce modèle semi-empirique permet d'extrapoler des mesures de BRF à d'autres configurations géométriques d'observation (Weiss et al., 1999). Le facteur de réflectance bidirectionnelle du sol est alors calculé selon :

$$\rho_s(\theta_s; \theta_v; \phi) = \rho_0 \cdot \frac{(\cos \theta_s \times \cos \theta_v)^{k-1}}{(\cos \theta_s + \cos \theta_v)^{1-k}} \cdot \exp(-b \cdot \cos g) \cdot H \quad (5.1)$$

où

$$H = 1 + \frac{1 - \bar{\rho}}{1 + G} \quad (5.2)$$

$$G = [\tan^2 \theta_s + \tan^2 \theta_v - 2 \tan \theta_s \tan \theta_v \cos \phi]^{1/2} \quad (5.3)$$

Espèce	550 nm	670 nm	865 nm
blé	0.01	0.009	0.013
maïs	0.009	0.009	0.015
tournesol	0.011	0.012	0.02
luzerne	0.008	0.007	0.021

Table 5.2 – RMSE entre les données de réflectance et le modèle MRPV ajusté, dans les trois bandes spectrales de POLDER, moyennée sur toutes les parcelles appartenant à une même espèce végétale.

$H(\bar{\rho}, G)$ est le facteur de *hot spot*, calculé à partir de la moyenne des BRFs mesurés $\bar{\rho}$; le cosinus de l'angle de phase g est : $\cos g = \cos \theta_s \cos \theta_v + \sin \theta_s \sin \theta_v \cos \phi$.

Les coefficients empiriques ρ_0 , k , et b , sont déterminés par inversion du modèle linéarisé dans les trois bandes spectrales de POLDER (550, 670 et 865 nm) : b contrôle le taux de diffusion avant et arrière ; k indique le degré d'anisotropie de la surface visée et le coefficient ρ_0 caractérise l'intensité de sa réflectance (Rahman et al., 1993).

Pour chaque type de culture est déterminée une date de vol POLDER à partir de laquelle sont estimés les coefficients du modèle MRPV. Elle est choisie arbitrairement en fonction des dates de semis. On doit donc supposer d'une part que seul le sol affecte les mesures pour les jours de vols sélectionnés (jour 378 pour le blé, jour 437 pour le maïs et le tournesol, et jour 396 pour la luzerne), et d'autre part que la réflectance du sol est homogène sur une parcelle donnée (*i.e.* tous les pixels d'une parcelle ont le même sol sous-jacent).

Les coefficients ainsi obtenus permettront de déterminer la réflectance pour les configurations d'observation idoines de POLDER à d'autres dates d'acquisition.

Le Tableau 5.2 indique la qualité de l'ajustement des données de réflectance par le modèle MRPV, pour les différentes cultures.

5.2 Estimation opérationnelle des variables biophysiques

L'estimation des variables biophysiques des différentes parcelles d'étude a été entreprise avec PROSAIL, PROKUUSK, et PROSI-API. Les objectifs de l'étude sont :

- la comparaison des performances d'estimation des trois modèles ;
- la détermination opérationnelle de l'erreur sur la valeur des variables estimées ;
- les problèmes de changements d'échelle ;
- le suivi temporel de la variation des variables biophysiques des différentes cultures.

5.2.1 Méthodologie

L'inversion de PROSAIL, PROKUUSK, et PROSI-API, est menée de manière itérative à l'aide d'un algorithme de minimisation de type quasi-Newton (routine E04JAF de NAG). PRONADI

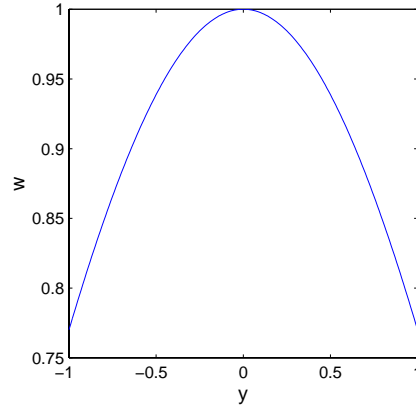


Figure 5.3 – Valeur du terme pondérateur en fonction de y .

a été écarté à ce stade car trop gourmand en temps de calcul (Jacquemoud et al., 2000).

Fonction de mérite

La fonction de mérite choisie est conforme à une estimation des moindres carrés pondérés :

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^{n_v} w_j \frac{[\tilde{\rho}(\Omega_j; \lambda_i) - \hat{\rho}(\Theta|\Omega_j; \lambda_i)]^2}{\tilde{\rho}(\Omega_j; \lambda_i)}$$

pour laquelle on cherche à déterminer le jeu de variables Θ à partir des observations faites dans les 3 bandes spectrales de POLDER et dans n_v configurations directionnelles Ω . Un terme pondérateur w_j a été inclus afin de privilégier les observations faites dans le plan principal, les plus porteuses en information (voir Chapitre précédent) :

$$w_j = \frac{\cos(y) + 1}{2} \quad (5.4)$$

avec $y = \theta_v \times \sin \phi$, tel que : $y \in [-1; 1]$ et $y = 0$ pour le plan principal (Figure 5.3).

Cette fonction de mérite offre l'avantage de prendre en compte une évolution de la variance des erreurs du modèle de régression avec la moyenne des observations⁴ : elle est ici directement proportionnelle aux valeurs de réflectance mesurées. Elle permet de plus de ne pas privilégier une configuration spectrale par rapport à une autre.

Contraintes sur les variables

Parmi l'ensemble des variables d'entrée communes aux trois modèles de réflectance, C_w et C_m n'ont pas (ou peu) d'influence sur la réflectance des couverts dans les trois bandes spectrales. De plus, une étude récente (Jacquemoud et al., 2000) a montré les difficultés à retrouver le paramètre de structure des feuilles. En conséquence, ces variables sont fixées au cours des inversions :

⁴Le plus souvent, la variance des erreurs augmente avec l'espérance des observations.

Variable	Intervalle de variation	Jeu initial
LAI	0.01-5	3
C_{ab} ($\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$)	1-100	50
$\bar{\theta}_l$ ($^\circ$)	5-85	45
s_l	0.00001-1	0.5
α_{soil}	0.5-2	1

Table 5.3 – Contrainte sur les variables à estimer et jeu initial du processus d’inversion.

$C_m = 0.01 \text{ g}\cdot\text{cm}^{-2}$, $C_w = 0.015 \text{ cm}$, et $N = 1.5$ qui correspond à une variabilité naturelle moyenne de ce paramètre.

Les résultats des Chapitres 3 et 4, sur l’influence des différentes variables du couvert, ont montré l’importance similaire de LAI et de l’inclinaison foliaire. Ils sont donc laissés libres, de même que le facteur de brillance du sol, α_{soil} , qui permet d’atténuer les effets d’une mauvaise estimation de la réflectance du sol à une date donnée. Ainsi, le jeu de variables Θ à estimer comprend : LAI , C_{ab} , $\bar{\theta}_l$, s_l et α_{soil} . Pour PROKUUSK, elm est fixé à la valeur 5 et c’est θ_m qui est estimé ; pour ce qui est du paramètre de *hot spot*, la hauteur du couvert H_c est fixé à 0.4 dans PROSI-API, et le diamètre moyen des feuilles est laissé libre. Les autres paramètres auxiliaires ont été fixés à : $\lambda_z = 0.8$ et $\beta = 0$ (PROKUUSK), $vis = 50 \text{ km}$ (PROSAIL). La routine E04JAF permet de contraindre les variables à estimer à des valeurs physiquement acceptables (Tableau 5.3).

Conduite des inversions

Les inversions ont été effectuées :

1. soit sur les réflectances parcellaires. Dans ce cas, on suppose la parcelle homogène et les valeurs de réflectance des pixels, pour une observation donnée, sont moyennées afin d’obtenir une seule valeur réflectance pour l’ensemble de la parcelle ;
2. soit sur les réflectances pixellaires. Tous les pixels intraparcellaires sont alors considérés. A cause du traitement lourd que cette méthode nécessite, les inversions n’ont pas pu être réalisées avec PROSI-API.

Ces deux traitements permettent d’aborder le problème de changement d’échelle : il s’agit typiquement de déterminer la dépendance de l’estimation des variables biophysiques avec l’échelle spatiale d’acquisition des données radiométriques.

5.2.2 Qualité de l’ajustement des données

La capacité des modèles à reconstruire les réflectances mesurées est d’abord testée sur les valeurs de réflectance parcellaires (cas 1 précédent). Elle est estimée en fonction de l’erreur quadratique moyenne, moyennée sur l’ensemble des jours de vol, pour une parcelle donnée (Figure 5.4a), et sur l’ensemble des parcelles d’une même espèce végétale, pour un jour donné (Figure 5.4b).

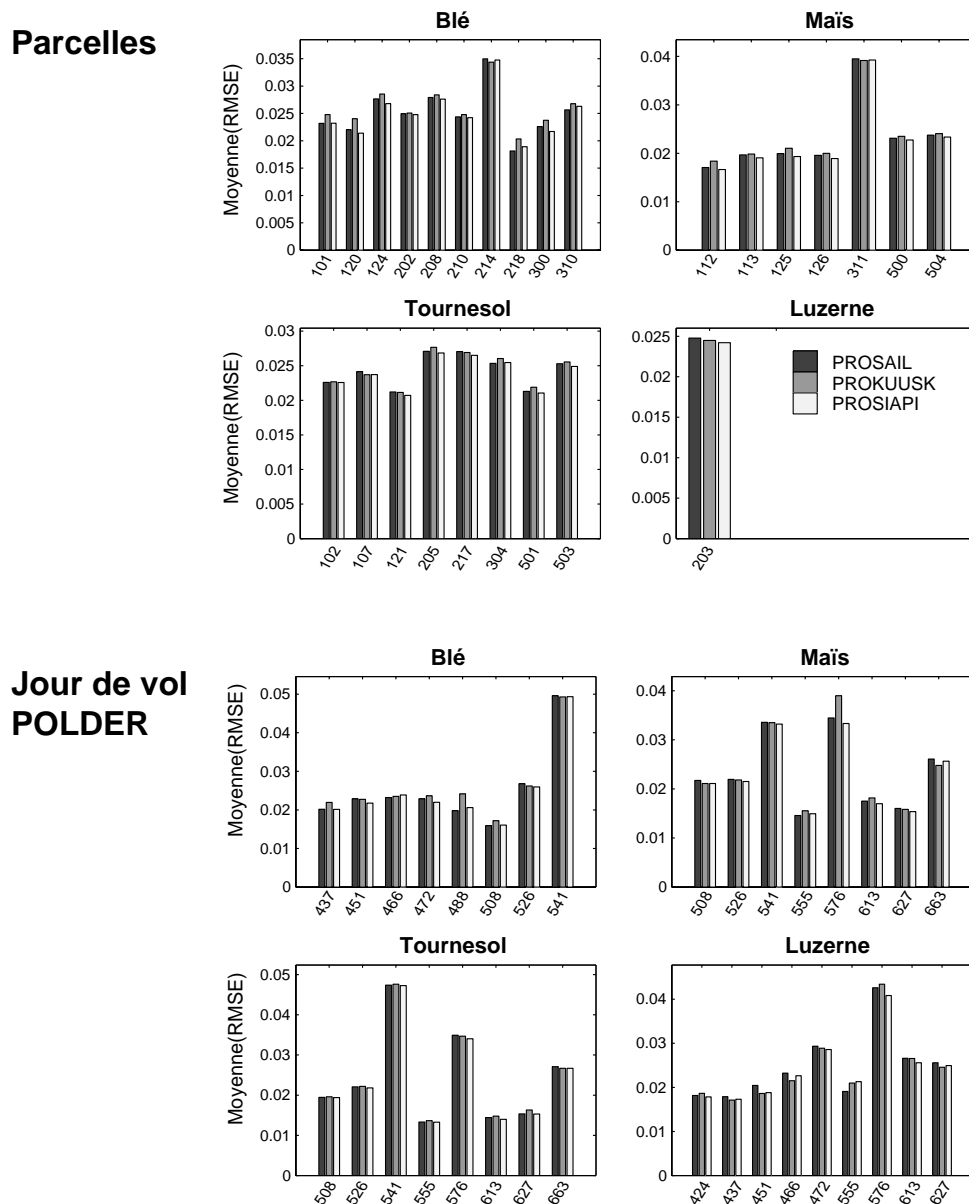


Figure 5.4 – Moyenne de l’erreur quadratique moyenne de l’ajustement après inversion de PROSAIL, PROKUUSK et PROSIAPI, sur les “parcelles moyennes” : a) sur l’ensemble des jours de vols POLDER pour chaque parcelle, b) sur l’ensemble des parcelles pour chaque jour d’expérience.

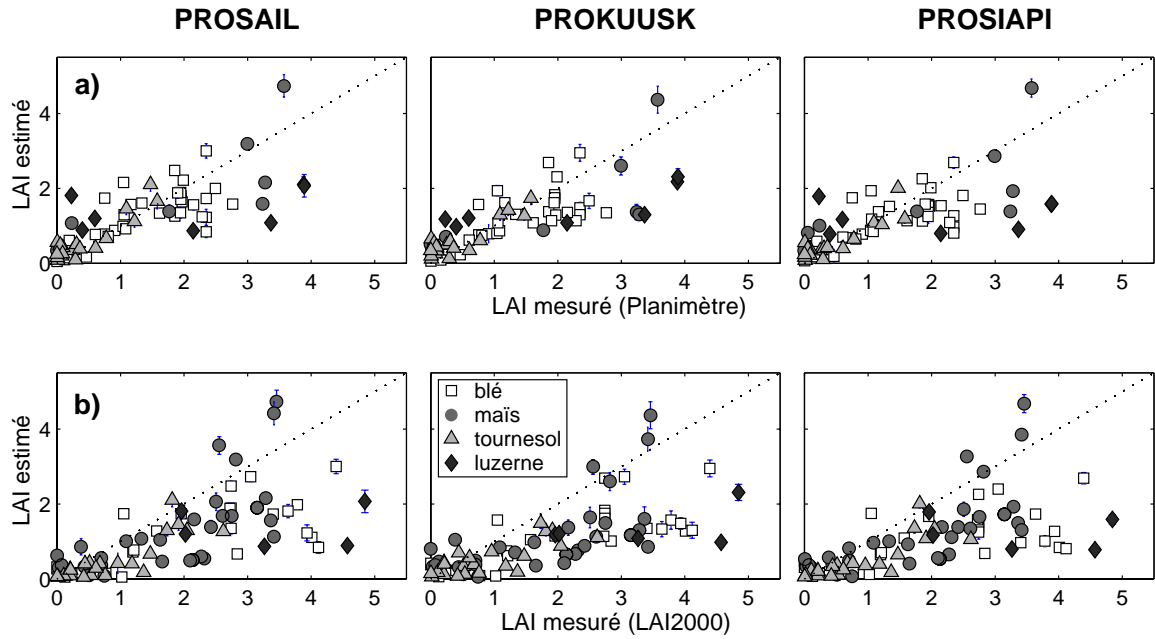


Figure 5.5 – Comparaison entre les valeurs de LAI estimées par PROSAIL, PROKUUSK, et PROSIAPI sur les réflectance parcellaire, et les valeurs mesurées *in situ* a) avec le planimètre, b) avec le LAI2000, pour des parcelles de blé, de maïs, de tournesol et de luzerne. L'écart-type de l'erreur d'estimation est ajouté.

La qualité de l'ajustement est similaire pour les trois modèles, légèrement meilleure avec PROSIAPI, PROKUUSK tendant à produire les plus fortes RMSEs. Pour ce dernier modèle, la tendance est identique même lorsque les deux paramètres de la distribution elliptique sont laissés libres au cours de l'inversion (résultats non présentés).

Les modèles sont aussi performants quel que soit le type de couvert considéré (blé, maïs, tournesol ou luzerne). Les fortes valeurs de RMSE obtenues le jour 541 s'expliquent par des conditions météorologiques particulières : des nuages sont visibles sur la plupart des images POLDER. En conséquence, ce jour sera écarté pour les traitements ultérieurs. Une telle explication ne peut en revanche être avancée pour les pics de RMSE observés le jour 576 (maïs, tournesol, luzerne).

5.2.3 Validation par rapport aux mesures *in situ* de LAI

La cohérence des trois modèles peut aussi être appréciée en regard des valeurs estimées de LAI , comparées aux mesures interpolées du planimètre (Figure 5.5a) et du LAI2000 (Figure 5.5b). Les résultats concernent les inversions réalisées sur les réflectances parcellaires (blé, maïs, tournesol, et de luzerne, présentées dans le Tableau 5.1).

Les résultats montrent de fortes différences, selon que les validations sont basées sur les données planimétriques ou celles du LAI2000. Le LAI tend à être systématiquement sous-estimé par rapport à ces dernières, et ce, quel que soit le modèle utilisé. L'ajustement ne s'écarte cependant pas trop de la bissectrice pour le planimètre : les faibles valeurs de LAI sont correctement esti-

	Planimètre			LAI2000		
	PROSAIL	PROKUUSK	PROSIAPI	PROSAIL	PROKUUSK	PROSIAPI
blé	0.477	0.504	0.526	1.219	1.236	1.384
maïs	0.877	1.142	0.988	0.949	1.068	0.935
tournesol	0.272	0.274	0.259	0.482	0.530	0.515
luzerne	1.531	1.332	1.746	3.032	2.914	3.259

Table 5.4 – RMSE entre les valeurs de LAI estimées par PROSAIL, PROKUUSK, et PROSIAPI, et celles mesurées par le planimètre et le LAI2000, pour chaque type de culture.

mées ; elles sont légèrement sous-estimées pour les valeurs supérieurs à 2.3, à partir de laquelle la sensibilité de la réflectance au LAI diminue fortement.

Ces divergences peuvent être attribuées à la fois à la méthode d'inversion retenue (modèles physiques, fonction de mérite, algorithme de minimisation) et aux mesures.

Les hypothèses simplificatrices des modèles 1-D affecte la qualité de l'estimation (Tableau 5.4). En particulier, ils ne permettent pas de tenir compte d'éventuels effets de rang, comme cela peut être le cas pour le maïs, ou bien de la contribution des tiges et des branches. De plus, le postulat selon lequel l'orientation des feuilles est uniforme en azimut peut être erroné chez le tournesol qui présente un comportement héliotrope. De manière surprenante, c'est la luzerne qui affiche les plus grands écarts entre valeurs estimées et valeurs mesurées de LAI , alors que c'est le couvert qui se rapproche le plus de l'hypothèse milieu turbide.

La méthodologie d'inversion même (outre le choix de la fonction de mérite, du nombre de variables à restituer et du jeu initial, etc.) a aussi un rôle prépondérant sur la qualité des résultats (Weiss et al., 2001a).

D'autre part, la qualité des données radiométriques subordonnent les résultats précédents, de même que d'éventuels problèmes de calibrations des instruments (Baret, communication personnelle) ou d'interpolation des valeurs de LAI pour les dates de vol de POLDER. Pour le LAI2000, et en dehors du problème lié à la prise en compte des éléments non foliaires, les divergences sont partiellement expliquées par le protocole de mesure, principalement les conditions d'illumination directionnelles alors que l'instrument est plus précis pour un éclairage diffus (Welles, 1990). Il est par ailleurs possible que les mesures effectuées *in situ* ne permettent pas de représenter une valeur globale de l'indice de surface foliaire.

Dans les analyses suivantes, on tâchera d'illustrer ces différentes sources d'erreur liées à la modélisation, à l'inversion et à la qualité des données.

5.2.4 Interprétation des variables estimées

L'étude des erreurs d'estimation (ou de leur incertitude) atteste de la qualité des inversions. Nous allons voir dans quelle mesure elles dépendent de la sensibilité des modèles à leurs variables d'entrée et de l'hétérogénéité intraparcellaire.

	PROKUUSK					PROSIAPI				
	LAI	C_{ab}	$\bar{\theta}_l$	s_l	α_{soil}	LAI	C_{ab}	$\bar{\theta}_l$	s_l	α_{soil}
PROSAIL	0.266	9.785	31.662	0.419	0.211	0.211	9.427	19.535	0.492	0.156
PROKUUSK	-					0.265	8.09	32.508	0.486	0.215

Table 5.5 – RMSE entre les valeurs estimées des variables avec les différents modèles, pour l’ensemble des parcelles.

5.2.4.1 Intercomparaison des modèles

La détermination de l’erreur d’estimation est basée sur l’évaluation empirique de la matrice de covariance au minimum (formule (2.30)). En ce point, l’inverse de la matrice Hessienne est calculée par la routine E04XAF de la librairie NAG. Pour une variable ν_p donnée, l’écart-type σ_{ν_p} quantifie la stabilité du minimum de la fonction de mérite selon la direction de ν_p .

Estimation des variables

Comparons maintenant les performances d’estimation des modèles, pour l’ensemble des variables estimées. Sur toutes les inversions, on note une bonne adéquation entre les valeurs estimées de LAI et de la concentration en chlorophylle C_{ab} pour les trois modèles (Figure 5.6 et Tableau 5.5). Ce résultat n’est pas une surprise en soi dans la mesure où ce sont ces deux variables qui affectent le plus la réflectance dans les configurations spectrales et directionnelles de POLDER.

L’examen des résultats permet en outre de détecter des résultats suspects, ceux pour lesquels l’erreur d’estimation est importante (indiqués par une flèche sur la Figure 5.6). On notera qu’une estimation douteuse de C_{ab} ne se traduit pas nécessairement par une forte valeur de σ_{LAI} pour le même point.

Les valeurs estimées du paramètre de brillance du sol sont elles aussi cohérentes. On remarque que pour le blé, α_{soil} est généralement supérieur à 1. Les mesures effectuées le jour 378, pour lequel a été déterminée la réflectance du sol pour les parcelles de blé, correspondent en fait à une humidité du sol parfois importante (Demarty, communication personnelle), due à des conditions pluvieuses les jours précédents. Les valeurs élevées de α_{soil} traduisent donc la capacité des modèles à prendre en compte un changement de l’état hydrique du sol (le développement de la végétation et les conditions météorologiques tendent à diminuer la teneur en eau du sol, ce qui se traduit par une augmentation de la réflectance sur tout le spectre), lors de l’ajustement des données.

L’adéquation est en revanche beaucoup moins bonne vis-à-vis des autres variables (Tableau 5.5). L’estimation de l’angle moyen d’inclinaison foliaire affiche des différences entre modèles qui peuvent être importantes. Si les résultats restent cohérents entre PROSAIL et PROSIAPI, ceux obtenus avec PROKUUSK traduisent les différences de formalisme des fonctions de distribution des angles foliaires et de calcul des fonctions de phase. Le paramètre de *hot spot* n’apparaît pas pouvoir être estimé de manière fiable, comme l’indique la RMSE entre les valeurs de s_l estimées avec les modèles pris deux à deux. Cela peut être lié à son influence relativement faible par rapport aux autres variables, ainsi qu’aux formalismes quelque peu différents entre PRO-

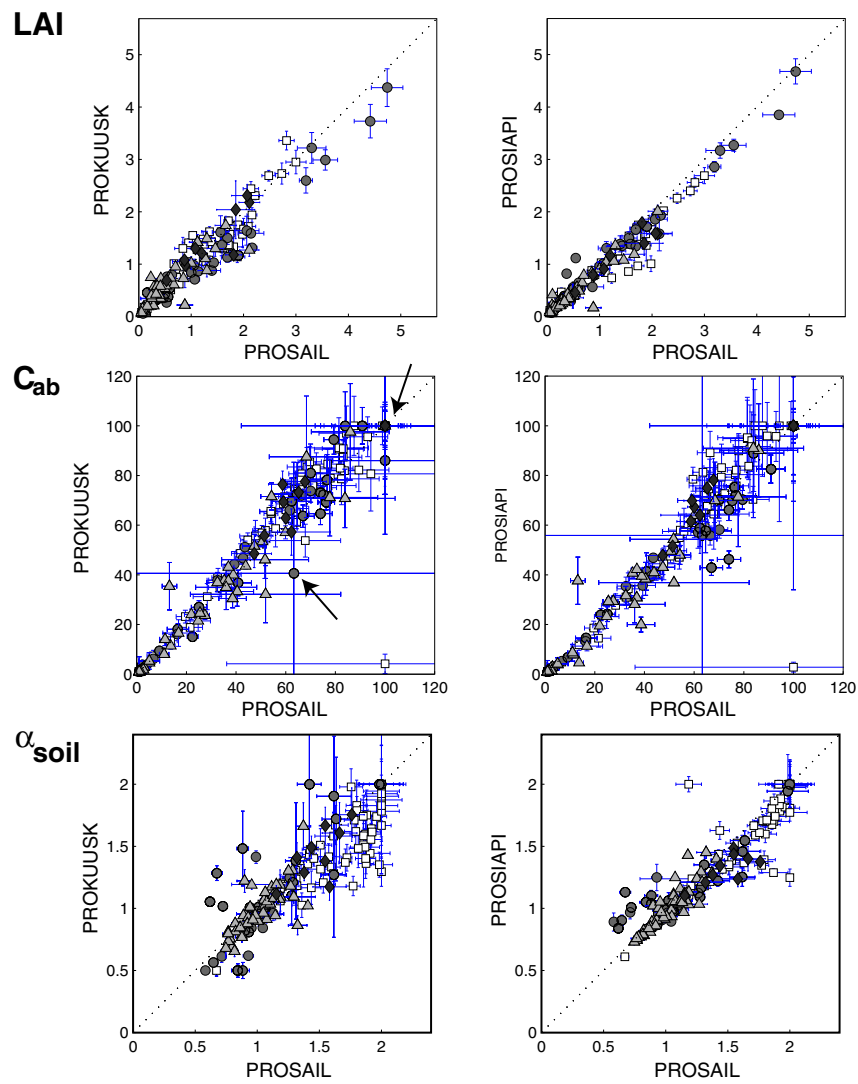


Figure 5.6 – Estimation de LAI , C_{ab} , et α_{soil} , par PROKUSK et PROSIAPI, en fonction des valeurs estimées par PROSAIL. Les barres d'erreur correspondent à l'écart-type de l'erreur d'estimation de chaque variable. \square blé ; \bullet maïs ; \triangle tournesol ; \blacklozenge luzerne.

SAIL / PROKUUSK et PROSIAPI.

Incertitudes

L'incertitude d'estimation (erreur relative), exprimée en pourcentage, est ici définie par :

$$Er_{\nu_p} = \frac{\sigma_{\nu_p}}{\nu_p} \times 100 \quad (5.5)$$

Les faibles incertitudes pour l'estimation de LAI , C_{ab} et $\overline{\theta}_l$, quelle que soit l'espèce étudiée ou le modèle utilisé en inversion, traduisent à nouveau leur forte influence sur la réflectance (Tableau 5.6).

Pour PROSIAPI, l'incertitude sur le paramètre de *hot spot* est du même ordre de grandeur que celle sur les autres variables du couvert. Elle est en revanche excessivement importante pour PROKUUSK et PROSAIL (notamment pour le blé). Ces résultats sont dûs aux différences de modélisation du phénomène (cf. Chapitre 3). Pour PROKUUSK et PROSAIL, s_l apparaît alors plus comme un paramètre permettant de contrôler les niveaux de réflectance en inversion, que comme une variable interprétable physiquement. Sur l'ensemble des résultats, PROSIAPI conduit aux estimations les plus fiables.

Parmi les couverts étudiés, c'est le tournesol qui conduit aux plus fortes incertitudes sur les variables estimées, ce qui peut être expliqué par une moins bonne adéquation des modèles avec ce type de couvert (comportement héliotrope, présence possible de fleurs).

On notera que les estimations les plus fiables sont obtenues pour les inversions effectuées avec PROSIAPI (le modèle le plus "complexe") sur la luzerne (le milieu le plus "turbide").

5.2.4.2 Variation de l'incertitude avec les valeurs estimées

La variation de Er_{LAI} et $Er_{C_{ab}}$ en fonction respectivement de LAI et C_{ab} estimés, montre à nouveau une bonne cohérence des modèles (Figure 5.7). La plupart des inversions ont conduit à des estimations de LAI et C_{ab} fiables, pour lesquelles l'erreur relative est inférieure à 15 %.

L'incertitude est plus importante lorsque les couverts sont peu développés et le LAI estimé faible ; pour la concentration en chlorophylle, elle est importante pour les valeurs estimées proches des bornes de son intervalle de définition.

La stabilisation de l'incertitude à partir d'une valeur seuil (0.5 pour LAI , et $20 \mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ pour C_{ab}) correspond à une augmentation presque linéaire de l'écart-type avec la valeur estimée. Celle-ci exprime la diminution de la sensibilité de la réflectance qui en découle, spécifique à chaque variable.

		blé	maïs	tournesol	luzerne
PROSAIL	LAI	7.8	8.4	14.3	11.5
	C_{ab}	12.6	13.9	23	12.5
	$\overline{\theta_l}$	9.8	11.7	19.3	10.6
	s_l	61.3	41.5	64.1	35.6
	α_{soil}	5.2	5.1	3.3	5.1
PROKUUSK	LAI	8.1	10	11.2	10.2
	C_{ab}	9.2	12	19.4	10.1
	θ_m	16.4	21.5	16.6	19.4
	s_l	40.6	39.9	46.2	29.1
	α_{soil}	8.6	14.8	4.1	9.1
PROSIAPI	LAI	6.9	7.1	10.2	6
	C_{ab}	12.3	15.3	20.5	9.1
	$\overline{\theta_l}$	10	10	12.9	9.2
	s_l	10.7	11.5	10.9	5.7
	α_{soil}	3.6	3.6	2	3

Table 5.6 – Incertitude moyenne d'estimation des variables biophysiques, exprimée en pourcentage, sur l'ensemble des parcelles d'une même culture.

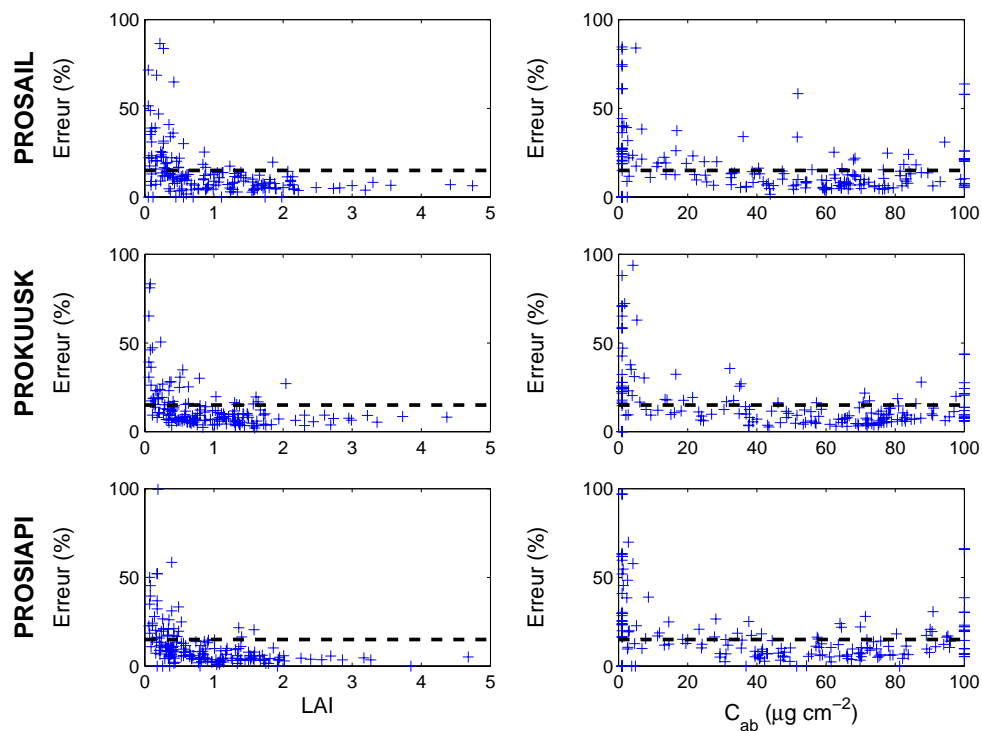


Figure 5.7 – Variation de l'erreur relative d'estimation de LAI et C_{ab} , en fonction des valeurs respectives des variables, pour PROSAIL, PROKUUSK et PROSIAPI. La droite en pointillés correspond à 15 % d'erreur relative.

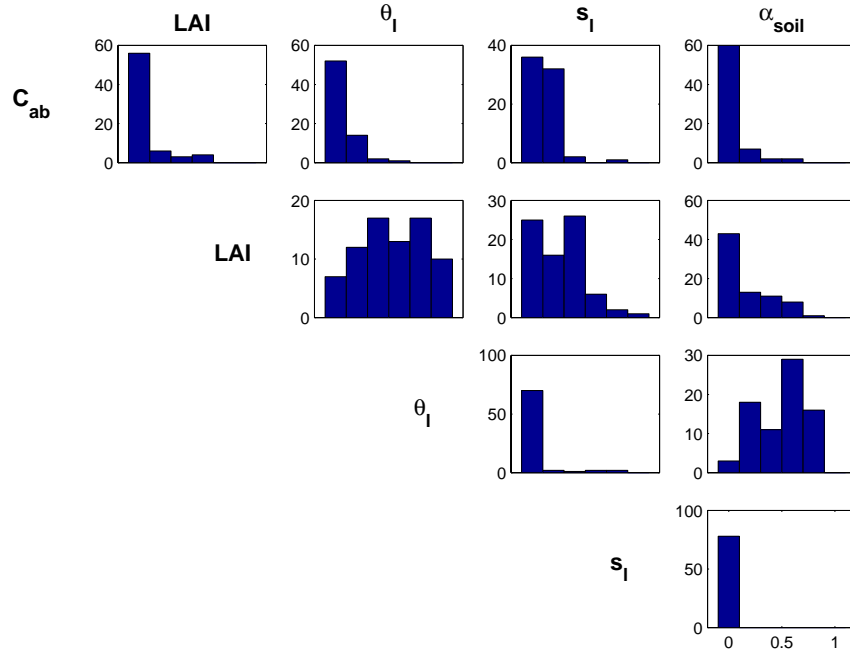


Figure 5.8 – Histogrammes des coefficients de corrélation entre les variables en inversion de PROSAIL sur les parcelles de blé (parcelles 101, 120, 208, 210, 214, 300).

5.2.4.3 Corrélation entre les variables estimées

Le coefficient de corrélation entre les valeurs estimées de deux variables, ν_1 et ν_2 , est une mesure de leur interaction au cours de l'inversion. Il est déterminé à partir des éléments hors diagonale de la matrice de covariance des estimés \underline{V}_{Θ} :

$$R_{\nu_1, \nu_2} = \frac{V_{\Theta}(\nu_1, \nu_2)}{\sigma_{\nu_1} \times \sigma_{\nu_2}} \quad (5.6)$$

Les résultats présentés ici ne concernent que les inversions par PROSAIL sur les réflectances parcellaires du blé (Figure 5.8 et Tableau 5.7).

La corrélation entre C_{ab} et les autres variables est presque nulle : sa sensibilité et sa contribution expliquant près de 70% de la réflectance à 550 et 670 nm, l'influence des autres facteurs affecte peu l'estimation de la concentration en chlorophylle. L'interaction de $LAI-C_{ab}$ en sens direct ne semble pas avoir d'effet sur l'estimation de C_{ab} .

L'estimation de LAI apparaît en revanche influencée par l'angle d'inclinaison foliaire comme l'analyse de sensibilité du Chapitre 3 l'avait déjà souligné. Celle-ci n'avait cependant pas permis de relever l'importance de l'interaction entre $\overline{\theta_l}$ et α_{soil} .

L'interaction entre le paramètre de *hot spot* et le facteur de brillance de sol est nulle. Cela doit être mis en correspondance avec les variations opposées des contributions de s_l et α_{soil} , en particulier dans la direction rétro-solaire.

	LAI	θ_l	s_l	α_{soil}
C_{ab}	0.070	0.069	0.118	0.056
LAI		0.531	0.256	0.169
θ_l			0.052	0.500
s_l				0

Table 5.7 – Valeurs moyennes des coefficients de corrélation entre variables en inversion de PRO-SAIL sur l’ensemble des parcelles de blé.

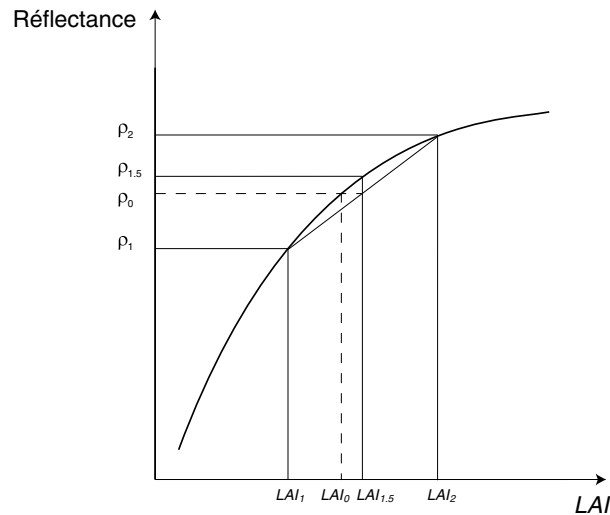


Figure 5.9 – Ecart entre les valeurs de LAI estimé et de LAI “vrai”, en fonction de la non linéarité de la réflectance à 865 nm (d’après Liang, 2000).

5.2.5 Changement d’échelle

Nous nous intéressons ici au problème d’échelle spatiale des observations, et à ses conséquences sur l’estimation des variables caractéristiques des couverts. Il s’agit de déterminer si leur signification est équivalente selon que les inversions sont effectuées à partir de mesures au niveau des parcelles ou bien au niveau de leurs pixels constitutifs. PROSI-API est ici écarté de l’étude en raison de ses temps de calculs trop importants.

5.2.5.1 Etude théorique

L’aggrégation des variables est linéaire en fonction de l’échelle spatiale considérée. A titre d’exemple, nous nous intéresserons plus particulièrement au cas de l’indice de surface foliaire.

Le LAI d’une large zone est la moyenne des valeurs des LAI “locaux” (Liang, 2000). Il en va de même pour la réflectance. Or, celle-ci n’étant pas une fonction linéaire de cette variable, le LAI estimé pour une large échelle n’est pas égal au LAI “vrai”, comme le montre la Figure (5.9).

Considérons deux pixels correspondant à deux valeurs LAI distinctes : LAI_1 et LAI_2 telles que $LAI_1 < LAI_2$. Leur valeur moyenne $LAI_{1,5}$ correspond à une réflectance $\rho_{1,5}$ supérieure à ρ_0 , obtenue en moyennant ρ_1 et ρ_2 . LAI_0 , la valeur de LAI correspondant à la réflectance moyenne,

est donc inférieure à $LAI_{1.5}$. Ce résultat est aisément généralisable aux longueurs d'onde pour lesquelles l'effet de LAI (ou d'autres variables du couvert) croît ou décroît de façon monotone.

Cette analyse théorique va dans le sens des résultats de la Figure 5.5. Pour une certaine hétérogénéité intraparcellaire et en supposant que les mesures *in situ* sont représentatives de LAI à l'échelle de la parcelle, la valeur estimée en inversion est bien inférieure à la mesure au champ.

5.2.5.2 Résultats de PROSAIL et PROKUUSK

Considérons les valeurs estimées de LAI et C_{ab} :

- à partir des réflectances parcellaires moyennes. L'erreur d'estimation correspondante est déterminée comme précédemment : σ_{LAI} et $\sigma_{C_{ab}}$.
- à partir des réflectances pixellaires. Dans ce cas, on étudie les valeurs moyennes des variables estimées pour chacun des pixels. L'erreur d'estimation est déterminée :
 - soit par rapport au minimum de la fonction de mérite (méthode précédente) : $\sigma_{\overline{LAI^{pix}}}$ et $\sigma_{\overline{C_{ab}^{pix}}}$,
 - soit à partir de l'écart-type sur l'ensemble des valeurs estimées pour chaque pixel : $\sigma(LAI^{pix})$ et $\sigma(C_{ab}^{pix})$.

La Figure 5.10 montre les différences entre LAI (estimé au niveau de la parcelle) et $\overline{LAI^{pix}}$ d'une part, et C_{ab} et $\overline{C_{ab}^{pix}}$ d'autre part, pour PROSAIL et PROKUUSK. On remarque une bonne cohérence des résultats, l'adéquation entre les estimations étant légèrement meilleure avec PROSAIL.

En effet, en admettant une certaine homogénéité des parcelles, on peut s'attendre à des écarts de LAI de l'ordre de 2. L'effet du changement d'échelle, tel qu'il a été décrit de manière théorique, est donc relativement limité en ce qui nous concerne.

Les valeurs des écarts-types sur les valeurs des variables estimées au niveau du pixel sont une mesure du degré d'hétérogénéité intraparcellaire (Figure 5.11). Pour le LAI , elle augmente avec sa valeur.

Cette hétérogénéité s'explique par un développement variable des différentes plantes à l'intérieur d'une même parcelle (c'est particulièrement le cas pour les parcelles 101, 102, 107, 121, 205, 214, 217, 304, et 503), mais aussi par un découpage incorrect du contour. Des pixels de bord, correspondant à des surfaces morphologiquement différentes, peuvent en effet ne pas avoir été éliminés.

La cartographie des variables va se révéler informative à ce sujet.

5.2.6 Cartographie des variables et incertitude

La cartographie des variables LAI et C_{ab} et de leur incertitude a été réalisée avec PROSAIL. Ces deux variables sont particulièrement importantes en agronomie puisqu'elles sont liées au contenu azoté des plantes. Dans le cadre de l'agriculture de précision où l'enjeu est alors de prendre en compte la variabilité intraparcellaire, la connaissance de LAI et C_{ab} peut ainsi conduire à une modulation de la fertilisation. De plus, les carences nutritionnelles affectant la

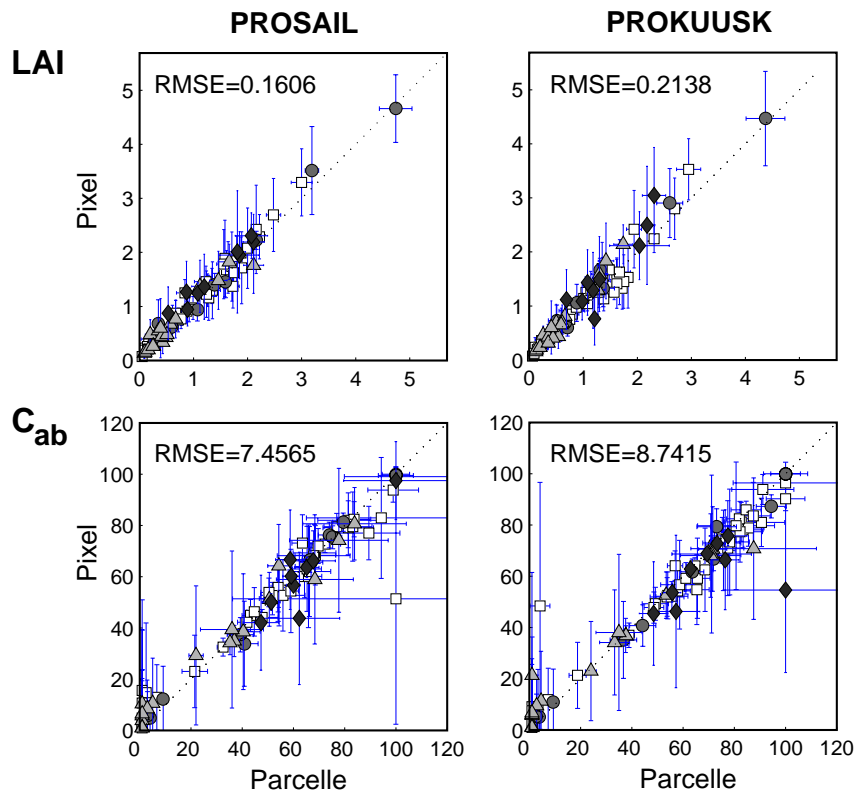


Figure 5.10 – Comparaison entre les valeurs de a) LAI et b) C_{ab} , estimées au niveau parcellaire et celles estimées au niveau pixellaire, avec PROSAIL et PROKUUSK. L'erreur en abscisse correspond respectivement à σ_{LAI} et $\sigma_{C_{ab}}$; en ordonnée, à $\sigma(LAI^{pix})$ et $\sigma(C_{ab}^{pix})$. □ blé; ● maïs; ▲ tournesol; ◆ luzerne.

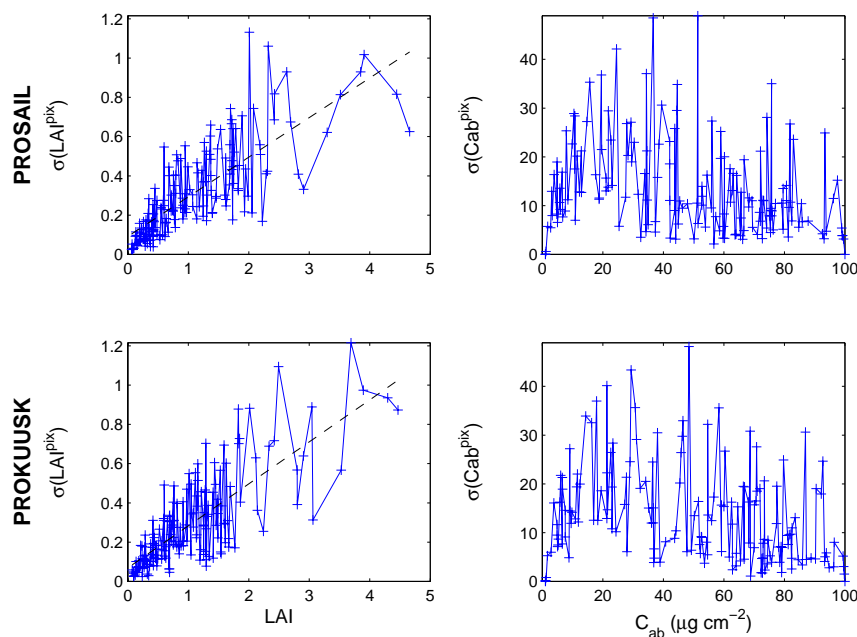


Figure 5.11 – Variations de $\sigma(LAI^{pix})$ et $\sigma(C_{ab}^{pix})$ en fonction de $\overline{LAI^{pix}}$ et $\overline{C_{ab}^{pix}}$, pour PROSAIL et PROKUUSK.

quantité de chlorophylle produite par la plante, l'estimation de C_{ab} peut alors permettre de détecter certains stress.

Les inversions ont dans un premier temps été conduites pixel à pixel au niveau parcellaire, puis pour une sous-image de la zone Alpilles.

5.2.6.1 Au niveau parcellaire

Les résultats présentés concernent la parcelle de blé #120, pour différentes dates de son cycle végétatif.

Au vu des Figures 5.12 et 5.13, le problème d'hétérogénéité intraparcellaire vis-à-vis du développement de la végétation apparaît assez clairement. La partie orientée au Nord-Est affiche une maturité plus précoce comme le témoigne la valeur plus élevée de l'indice de surface foliaire le jour 451.

La sélection problématique du contour de la parcelle est aussi mise en évidence. Le bord inférieur de la parcelle 120 correspond très probablement au chemin entre la parcelle 120 et les parcelles 134 (blé) et 132 (tomate) : les valeurs estimées de l'indice de surface foliaire y restent très faibles alors que la végétation se développe sur le reste de l'image ; en contrepartie, les valeurs de C_{ab} et de $\sigma_{C_{ab}}$ sont très élevées.

Dans les cas extrêmes, l'estimation de C_{ab} aboutit aux valeurs limites de son intervalle de variation. C'est le cas par exemple du jour 451 pour le bord inférieur de la parcelle, où l'incertitude d'estimation est importante, ou du jour 526, lorsque les feuilles du blé sont jaunes et les épis déjà dégagés (le jour de récolte est 548) ; les valeurs de C_{ab} estimées sont alors soit nulles, et $\sigma_{C_{ab}}$ est très faible, soit égales à $100 \mu\text{g cm}^{-2}$ et alors $\sigma_{C_{ab}} \simeq 50 \mu\text{g cm}^{-2}$.

Les valeurs conjointes de l'indice de surface foliaire et de la concentration en chlorophylle qui ont été estimées sont cohérentes entre elles. Hormis quelques pixels présentant des résultats singuliers, les variations spatiales des variables semblent relativement "monotones".

5.2.6.2 Au niveau d'une région

Nous avons ensuite estimé les variables biophysiques sur une zone correspondant à différentes espèces végétales : blé, tournesol, maïs, tomates, verger, artichauts, etc. (Figure 5.2). Le sol a été supposé homogène pour l'ensemble de l'image : il est décrit par le modèle MRPV dont les coefficients ont été déterminés à partir de la réflectance moyenne de la zone.

Les Figures 5.14 et 5.15 présentent les résultats de l'inversion ainsi que l'image en composition colorée. Cette dernière se base sur l'information radiométrique acquise dans les bandes spectrales 443, 550 et 670 nm, pour les visées les plus proches possibles du nadir.

Un premier examen de l'image en composition de couleurs et de celle de RMSE révèle la moins bonne adéquation de PROSAIL sur des couverts peu développés. Outre les limites du modèle dans ces situations, cela est dû à l'hypothèse forte faite sur la réflectance du sol : l'image

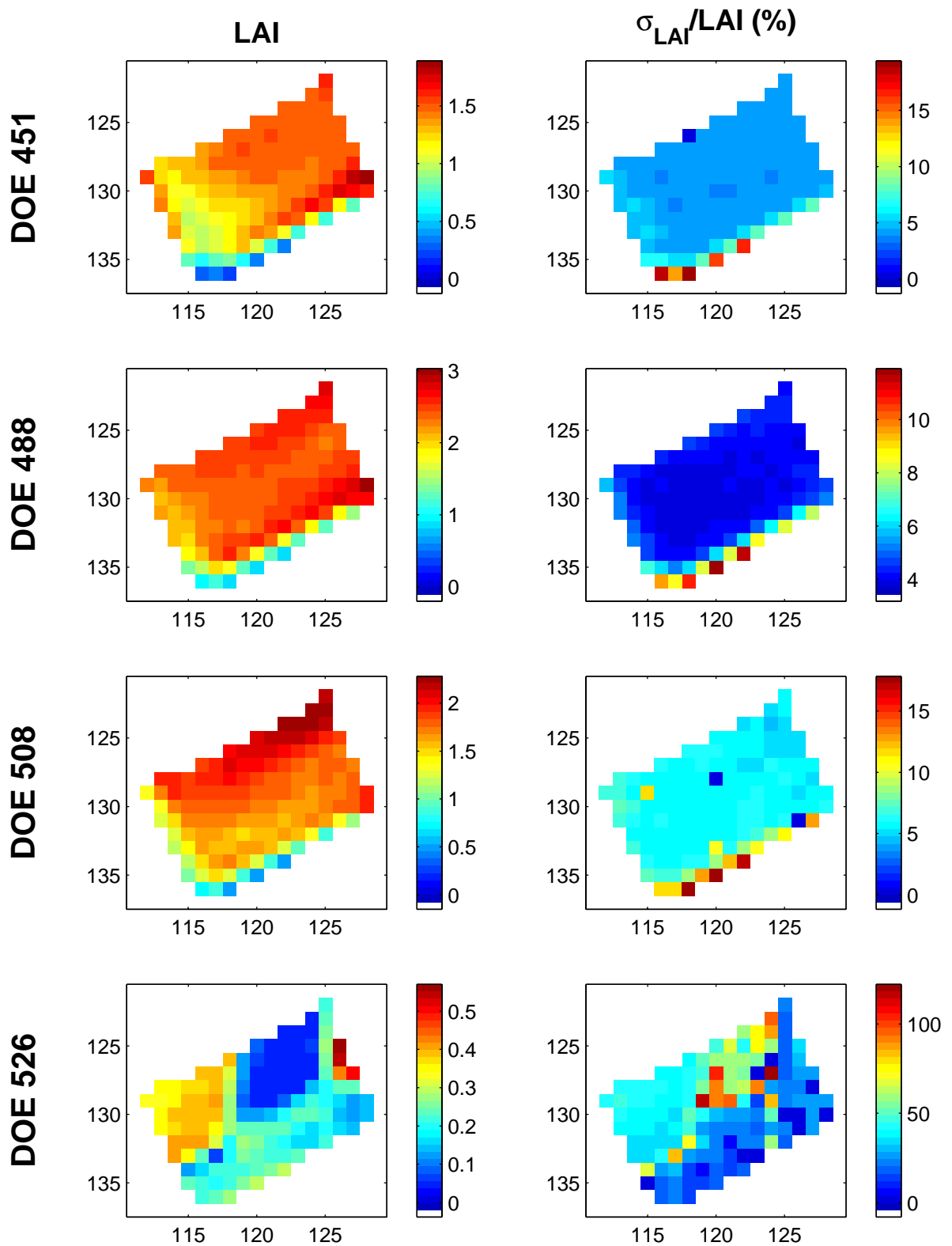


Figure 5.12 – Cartographie de l'indice de surface foliaire et de son incertitude d'estimation sur la parcelle de blé 120.

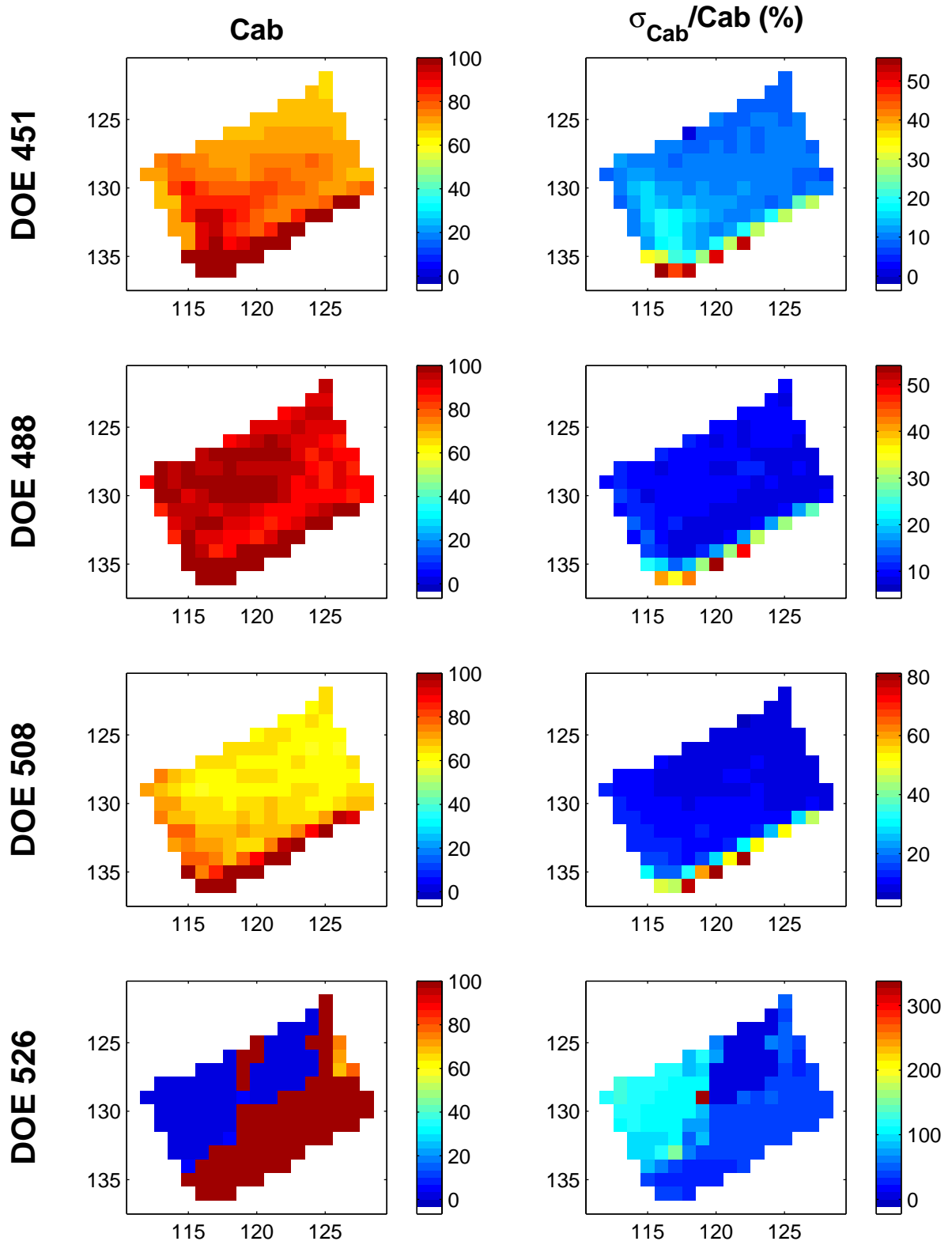


Figure 5.13 – Concentration en chlorophylle et incertitude d'estimation sur la parcelle de blé 120.

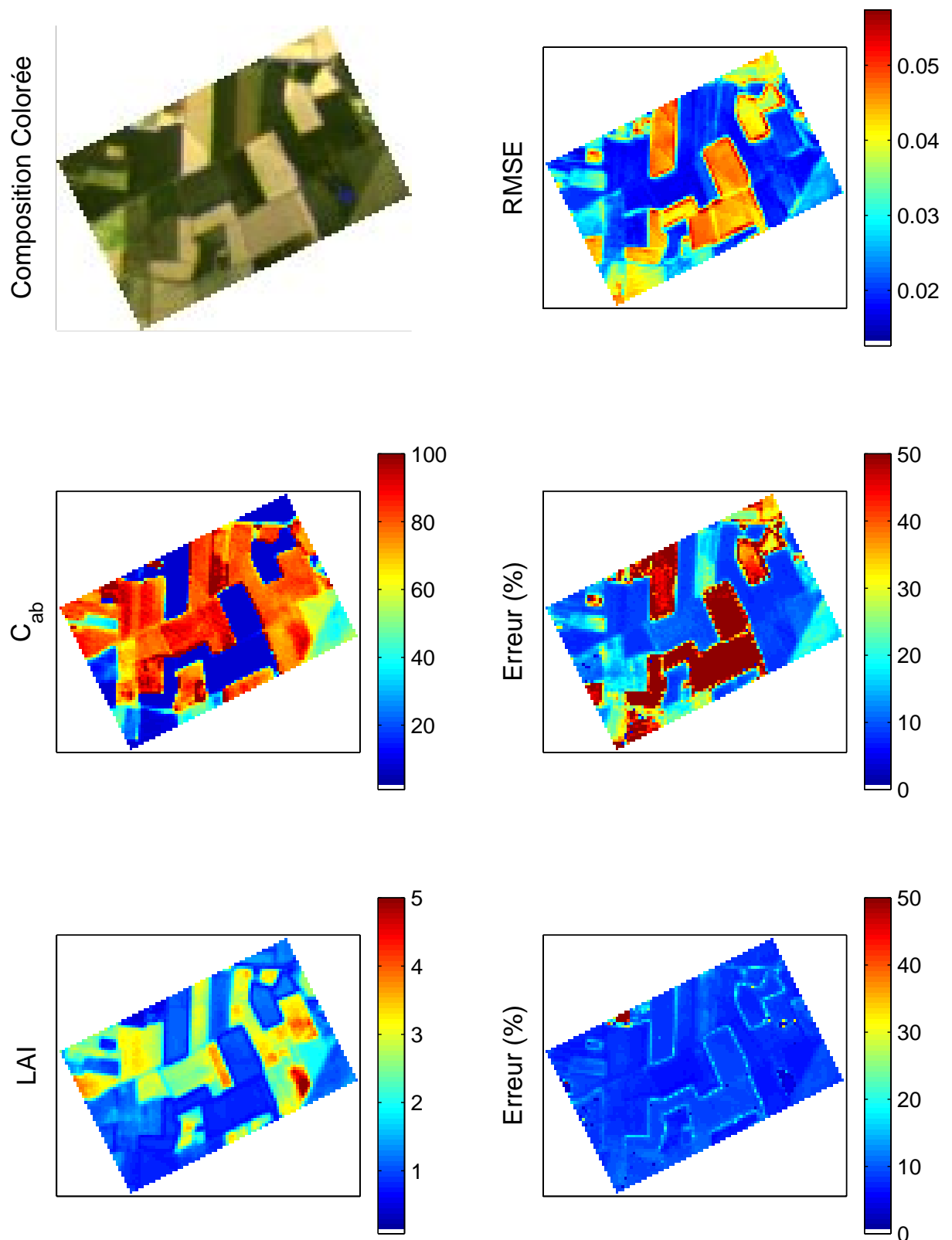


Figure 5.14 – Estimation des variables biophysiques d’une sous-image du site des Alpilles au jour 488 : **a)** image en composition colorée, **b)** erreur quadratique moyenne de l’ajustement après inversion, **c)** estimation de C_{ab} et erreur relative (exprimée en pourcentage), et **d)** estimation de LAI et erreur relative.

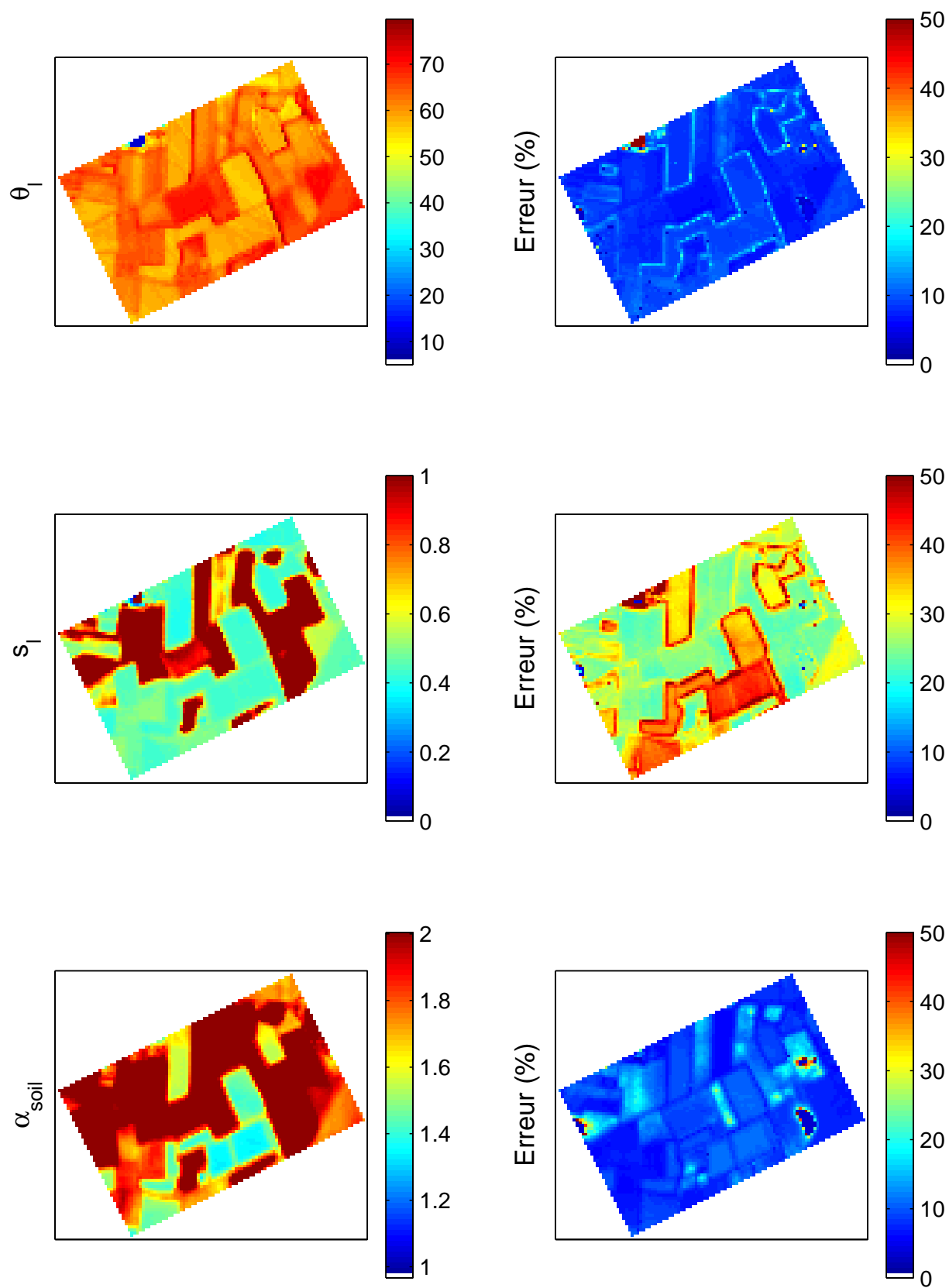


Figure 5.15 – Estimation de $\overline{\theta}_l$, s_l et α_{soil} , et erreurs relatives correspondantes, pour la sous-image du site des Alpilles au jour 488.

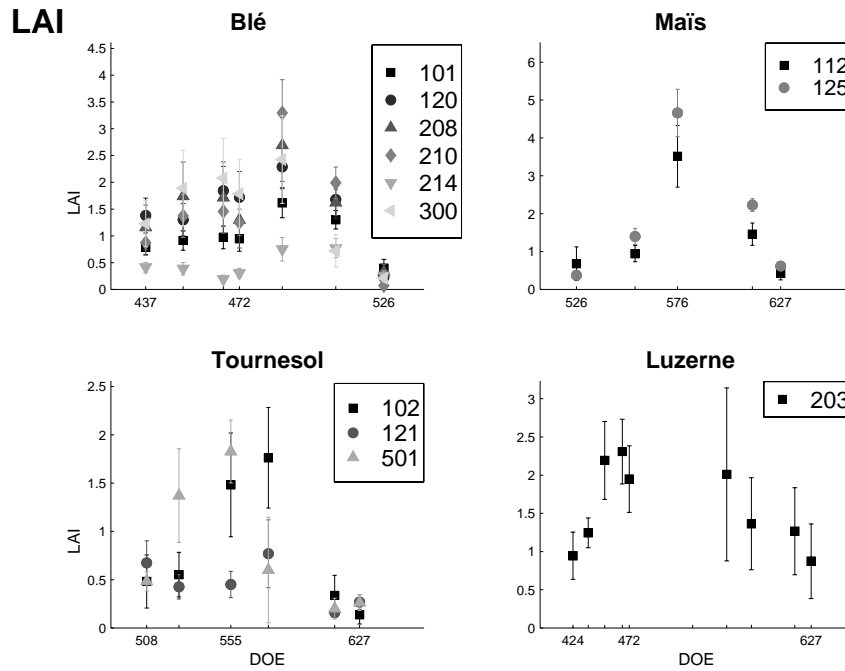


Figure 5.16 – Variation temporelle de LAI , estimé par inversion de PROSAIL.

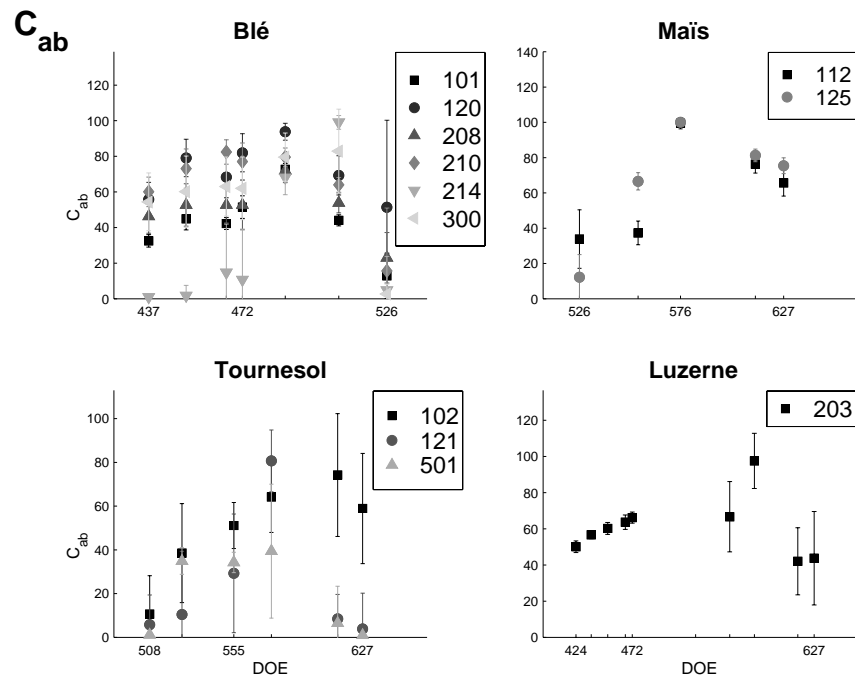
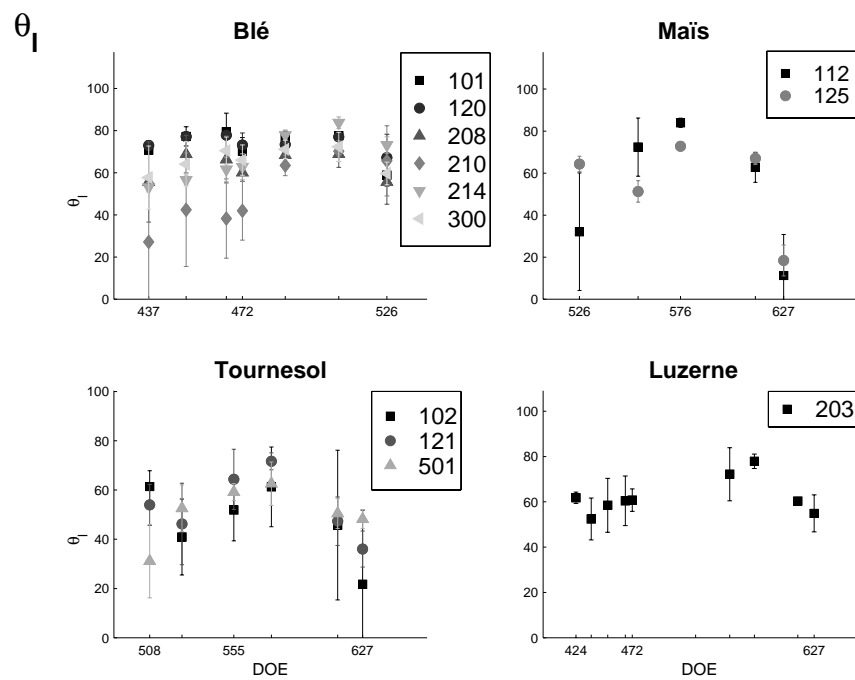
se compose de zones très hétérogènes (cultures différentes, routes, maisons, etc.) qui sont pourtant représentées par un sol identique. On remarquera d'autre part que les contours parcellaires correspondent en général à de mauvais ajustements, liés à des problèmes de calibration géographiques (décalages de quelques pixels d'une image POLDER à l'autre). Il est intéressant de noter que l'on peut distinguer chaque parcelle, que ce soit par les valeurs estimées d'une variable biophysique quelconque ou par l'erreur relative correspondante.

L'analyse comparée des résultats liés à l'estimation de LAI , C_{ab} et s_l montre une bonne cohérence, à savoir : pour les couverts peu développés, la concentration en chlorophylle et l'indice de surface foliaire sont faibles, et le paramètre de *hot pot* est typiquement inférieur à 0.6 ; pour des cultures plus denses, C_{ab} et LAI augmentent en conséquence et s_l est généralement supérieur à 0.6.

Hormis une singularité due à la présence de serres en plastique, les valeurs estimées de l'angle moyen d'inclinaison foliaire sont comprises entre 50° et 85° , les plus faibles valeurs se rapportant à des pixels où la couverture végétale est peu importante (l'erreur d'estimation y est aussi plus forte). L'interprétation physique de ce paramètre est donc rendue difficile par sa gamme de variation restreinte : si l'on en juge par les résultats, la quasi totalité des pixels correspondent à des couverts uniformes ou à tendance érectophile. Une meilleure connaissance de la morphologie des différentes cultures permettrait d'apprécier le sens que l'on peut donner à ces valeurs.

5.2.7 Variation temporelle

Les Figures 5.16, 5.17 et 5.18 montrent respectivement la variation temporelle de l'indice de surface foliaire, de la concentration en chlorophylle et de l'angle moyen d'inclinaison des feuilles,

Figure 5.17 – Variation temporelle de C_{ab} , estimé par inversion de PROSAIL.Figure 5.18 – Variation temporelle de $\overline{\theta}_1$, estimé par inversion de PROSAIL.

pour quelques parcelles d'étude. Les résultats correspondent aux inversions par PROSAIL sur les données pixellaires : $\overline{LAI^{pix}}$ et $\sigma(LAI^{pix})$; $\overline{C_{ab}^{pix}}$ et $\sigma(C_{ab}^{pix})$; $\overline{\theta_l^{pix}}$ et $\sigma(\theta_l^{pix})$.

Les trois variables présentent une évolution temporelle globalement similaire pour les différentes espèces : leur valeur croît dans un premier temps, pour ensuite diminuer. L'amplitude relative de variation est plus importante pour l'indice de surface foliaire. Pour le blé et le tournesol, LAI et C_{ab} semblent très corrélés en fin de cycle puisque la baisse de LAI s'accompagne d'une chute des valeurs de la concentration en chlorophylle ; une tendance aussi nette ne peut être observée pour le maïs. Les faibles valeurs obtenues pour la parcelle 214 sont cohérentes avec sa culture en blé de printemps conduisant à un couvert peu développé (Weiss, communication personnelle).

Hormis la parcelle 210 qui affiche une très forte variabilité de $\overline{\theta_l}$, la valeur moyenne de l'angle d'inclinaison foliaire est de 68° pour le blé, ce qui est conforme à la morphologie d'un tel couvert.

En raison du manque de données terrain (en particulier concentration en chlorophylle et inclinaison foliaire), il serait toutefois hasardeux de tirer des conclusions définitives quant à l'évolution temporelle des différentes variables.

5.3 Conclusion

L'estimation des variables biophysiques des couverts végétaux a été réalisée à partir des données POLDER acquises lors de la campagne Alpilles/ReSeDA. Les modèles PROSAIL, PRO-KUUSK et PROSI-API, ont été inversés sur les réflectances bidirectionnelles spectrales acquises au cours du cycle végétatif de cultures de blé, de maïs, de tournesol et de luzerne. L'algorithme d'optimisation qui a été utilisé est basé sur la méthode de quasi-Newton ; cinq variables ont été estimées : LAI , C_{ab} , $\overline{\theta_l}$, s_l , et α_{soil} .

Dans un premier temps, les performances des modèles à estimer l'indice de surface foliaire ont été évaluées par comparaison avec les mesures *in situ* (planimètre et LAI2000). Une nouvelle fois PROSAIL, PROKUUSK, et PROSI-API, ont montré une certaine cohérence. Pour les fortes valeurs, les estimations de LAI tendent à être inférieures à la "vérité" terrain, en particulier pour les données du LAI2000. Cette inadéquation peut s'expliquer par les hypothèses simplificatrices des modèles 1-D qui négligent les effets de rang de certaines cultures et ne permettent pas de prendre en compte la contribution des éléments non foliaire. La qualité de l'estimation est de plus liée à *i*) la sensibilité de la réflectance à la surface des feuilles, et *ii*) aux hétérogénéités intraparcélaires inexplicables par les mesures *in situ* comme ont pu le montrer les résultats des inversions conduites sur chaque pixel (et en particulier l'augmentation de $\sigma(LAI^{pix})$ avec $\overline{LAI^{pix}}$). D'autre part, des problèmes de calibration du planimètre et du LAI2000 ont été reportés.

La détermination de l'incertitude d'estimation sur les variables est une information primordiale qui n'a pourtant suscité que peu d'investigations en télédétection, quand bien même celles-ci représentent la grande majorité des études sur l'inversion de modèles. Elle correspond pourtant

à un indice de qualité de l'estimation qui s'est révélé particulièrement utile pour interpréter la cartographie des variables à différentes échelles. Ces résultats ont mis en évidence les problèmes d'hétérogénéité et de sélection des contours des parcelles auxquels on peut imputer une partie des divergences avec les mesures *in situ*.

La détermination empirique des coefficients de corrélation entre les variables, au minimum de la fonction de mérite, a permis d'apprécier l'importance de l'interdépendance des facteurs en inversion. La très faible corrélation entre la concentration en chlorophylle et les autres variables biophysiques a été mise en évidence, rejoignant les résultats "théoriques" du Chapitre 3. En revanche, l'angle moyen d'inclinaison foliaire est apparu assez fortement dépendant de *LAI* et du facteur de brillance du sol.

Il sera utile pour poursuivre dans cette voie de déterminer de nouvelles fonctions de mérite permettant de diminuer ces corrélations en inversion. Néanmoins, la fonctionnelle d'erreur utilisée ici tient explicitement compte du fait que le plan principal constitue une géométrie d'observation plus porteuse en information (sur la nature du couvert sous-jacent) que d'autres configurations directionnelles. Il semble d'autre part que la prise en compte de ces configurations optimales par un seul terme pondérateur, relatif aux configurations de visée optimales à chaque variable, ne soit pas appropriée dans le cas où la fonctionnelle d'erreur n'est fonction que de l'information radiométrique. Leur inclusion dans une procédure d'inversion par réseaux de neurones, où la minimisation se fait dans l'espace des variables, apparaît plus judicieuse.

Enfin, le suivi temporel des variables a pu être réalisé. La variation de la concentration en chlorophylle suit globalement celle de l'indice de surface foliaire. L'interprétation des résultats est toutefois rendue difficile par la forte variabilité des variables estimées, pixels à pixels, à l'échelle des différentes parcelles. Par ailleurs, on déplorera un manque d'informations dans la littérature concernant la structure des différents couverts afin d'interpréter les résultats obtenus pour l'inclinaison foliaire.

Chapitre 6

Conclusion

L'apport de la télédétection spatiale à l'étude des couverts végétaux concerne aujourd'hui des intérêts autant scientifiques qu'économiques, liés à une gestion plus raisonnée de l'environnement au niveau global (changements climatiques) comme à une échelle plus locale (agriculture de précision). L'inversion de modèles physiques de réflectance semble, à l'heure actuelle, la méthode la plus appropriée pour en estimer les variables biophysiques, révélatrices de leur état et de leur fonctionnement. De tels modèles synthétisent les connaissances des phénomènes physico-chimiques régissant l'interaction rayonnement-milieu végétal.

S'ils fournissent une bonne représentativité du champ de réflectance émergent du couvert, les modèles de transfert radiatif tridimensionnels requièrent un nombre de variables d'entrée et des temps de calcul trop importants pour être actuellement utilisés de manière opérationnelle en inversion "classique". Dans ce contexte, les modèles 1D sont un bon compromis puisqu'ils répondent mieux aux exigences liées à la disponibilité en ressources informatiques (Jacquemoud et al., 2000). Pour autant, le manque de données expérimentales rend la vraisemblance des réflectances qu'ils simulent, difficile à évaluer. L'adéquation entre le modèle physique et la "réalité" conditionne pourtant la qualité des estimations. Le nombre croissant d'études comparatives découle de la nécessité de valider ces modèles; l'exemple le plus abouti est le projet RAMI (Pinty et al., 2001). La plupart de ces travaux n'exploitent cependant que les sorties des modèles (réflectances simulées) comme seul élément de comparaison, et ne permettent pas de quantifier la source des différences observées.

Une approche alternative d'intercomparaison de modèles a donc été envisagée au cours de cette thèse avec la pratique de plans d'expériences numériques. Elle se base sur l'analyse de sensibilité de quatre modèles (SAIL, KUUSK, IAPI et NADI, couplés à PROSPECT) à six de leurs variables d'entrée - le paramètre de structure des feuilles N , la concentration en chlorophylle C_{ab} , l'indice de surface foliaire LAI , l'angle moyen d'inclinaison foliaire $\overline{\theta}_l$, le paramètre de *hot spot* s_l , et le facteur de brillance du sol α_{soil} - pour les configurations spectrales et directionnelles de l'instrument POLDER. L'échantillonnage statistique des valeurs des variables par un plan d'expériences a permis d'explorer leur intervalle de définition plus rigoureusement, en un nombre limité de simulations.

La méthodologie développée est apparue comme une approche objective de comparaison des modèles puisque l'analyse s'appuie sur :

1. l'influence relative de chaque variable,
2. leur sensibilité directionnelle et spectrale,
3. les interactions existant entre certains d'entre eux.

Malgré des formalismes quelque peu différents, les modèles ont montré une certaine cohérence en regard des trois points précédents. D'autre part, l'étude a permis d'identifier, de manière quantitative, les causes de divergences. La principale a été attribuée à l'implémentation de la fonction G et des fonctions de phase liées à la prise en compte de la diffusion multiple au sein du couvert, comme l'a révélé l'analyse de sensibilité à la distribution des angles foliaires.

Dans une perspective d'inversion, l'interaction entre les variables constitue une information particulièrement originale. La modélisation du transfert radiatif induit des relations d'interdépendance entre les variables qui participent à des ambiguïtés sur la solution recherchée. La stabilité de cette solution dépend en outre de la qualité des mesures radiométriques et de leur redondance en information. Les efforts récents effectués pour développer des algorithmes performants et opérationnels sur de larges jeux de données (réseaux de neurones, tables de correspondance), et pour régulariser le problème inverse (ajout d'information *a priori*), n'ont que partiellement résolu ces sources d'incertitude.

La caractérisation de configurations optimales d'observation constitue l'une des alternatives possible pour lever ces ambiguïtés. Une telle étude a été abordée ici avec l'idée sous-jacente que la meilleure solution (en terme d'accord entre les variables "vraies" et estimées) est obtenue pour le jeu de configurations d'observation - spectrales et directionnelles - qui offre une adéquation optimale entre le modèle de transfert radiatif et les mesures, tout en permettant de discriminer l'influence des variables d'intérêt de celle des autres facteurs. Ces deux aspects ont été analysés conjointement avec PROSAIL en sens direct comme en inversion. Notre choix s'est porté sur ce modèle en particulier car il s'est avéré être un compromis avantageux entre qualité des réflectances simulées et vitesse d'exécution.

La méthodologie des plans d'expériences numériques s'est une nouvelle fois révélée particulièrement opportune pour identifier les configurations les plus riches en information sur la nature du couvert. La quantité d'information véhiculée dans une direction d'observation et dans une bande spectrale données, est alors définie par rapport à la sensibilité et à la contribution de chaque variable. L'étude a permis de dégager quelques résultats importants :

- deux bandes spectrales se distinguent pour l'estimation de C_{ab} : la première s'étend de 545 à 580 nm, où l'absorption chlorophyllienne est faible ; la seconde, plus étroite, correspond aux longueurs d'onde 700-705 nm du *red edge* ;
- le plan principal est plus porteur en information sur les caractéristiques biophysiques des couverts végétaux que d'autres géométries d'observation ;
- les observations en visée oblique sont "théoriquement" les plus adaptées pour estimer l'indice de surface foliaire (en diffusion avant) et la concentration en chlorophylle (en diffusion arrière) ;

- autour du nadir, l'influence de l'inclinaison foliaire prédomine ;
- la direction du *hot spot* est plus affectée par le sol sous-jacent que par la structure du couvert (et en particulier *LAI*).

Ces résultats "théoriques" ont été partiellement confirmés par les inversions menées sur les mesures de réflectance EGO96. L'implémentation d'un algorithme de recherche dynamique des directions de visée optimales par recuit simulé a par ailleurs permis de révéler qu'un nombre limité d'observations - entre 10 et 20 - localisées en diffusion avant et autour du nadir, contraint suffisamment le problème inverse.

L'instrument POLDER aéroporté, utilisé lors de la campagne Alpilles/ReSeDA, présente des caractéristiques d'échantillonnage conformes à ces résultats. L'inversion opérationnelle de PROSAIL, PROKUUSK et PROSIAPI, sur les mesures de réflectance acquises sur différentes cultures (blé, maïs, tournesol et luzerne) a, plus encore, montré la cohérence de ces modèles vis-à-vis de l'estimation des variables biophysiques les plus influents (*LAI* et C_{ab}).

Si nombre d'études en télédétection ont visé à améliorer l'estimation, tant au niveau de la modélisation que de l'inversion (développement de fonctions de mérite alternatives, de nouvelles méthodes d'inversion, ajout d'information *a priori*, etc.), sa qualité reste cependant peu sujette aux investigations. Dans cette optique, une attention toute particulière a été apportée à la quantification de l'erreur d'estimation des variables. Elle est basée sur la détermination empirique de la matrice de covariance des facteurs, au minimum de la fonction de mérite. Cette démarche a permis de montrer que les sources d'incertitude sont dues aussi bien aux simplifications mêmes des modèles et à la procédure d'inversion employée (minima locaux), qu'à la qualité des mesures radiométriques (corrections atmosphériques et géométriques, hétérogénéités spatiales). D'autre part, la détermination des coefficients de corrélation entre les variables a souligné l'interdépendance des facteurs au cours des inversions. La très faible corrélation entre la concentration en chlorophylle et les autres variables biophysiques, par exemple, a été mise en évidence, confirmant les résultats "théoriques" obtenus par la méthodologie des plans d'expériences.

L'information *a posteriori* sur l'erreur d'estimation s'est révélée pertinente lors de la cartographie et du suivi temporel des variables. Elle doit permettre de répondre aux exigences de qualité requises par les utilisateurs de la télédétection.

Le travail réalisé au cours de cette thèse a démontré les potentialités de la pratique des plans d'expériences numériques en télédétection.

Les comparaisons de modèles basées exclusivement sur leurs sorties apparaissent obsolètes : seule la prise en compte de leur sensibilité respective permet d'apprécier si les phénomènes physiques sont modélisés de manière plausible. Les plans d'expériences, parmi d'autres approches, pourraient ainsi conduire à une standardisation de telles intercomparaisons. Dans le cadre de la seconde phase de RAMI¹ par exemple, ils permettraient de s'affranchir d'effets auxiliaires (rayonnement diffus, distribution des angles foliaires, etc.), dont la représentation au sein du

¹ au cours de la 3^e Conférence Internationale sur les Mesures Multi-angulaires et les Modèles (IWMMM-3) en juin 2002.

système sol-végétation n'est souvent pas cohérente entre les modèles étudiés (1D et 3D), pour axer la comparaison sur des phénomènes plus spécifiques.

La comparaison des modèles de transfert radiatif unidimensionnel nécessiterait néanmoins d'être poursuivie en validant leur représentation des phénomènes d'absorption et de diffusion par rapport à d'autres modèles 3D (comme DISORD ou RAYTRAN) - malgré le problème posé par le nombre important de variables d'entrée - ou par rapport à des résultats issus d'expériences de laboratoire contrôlées. L'analyse de sensibilité pourrait de plus être étendue à d'autres interactions - comme celle de l'angle moyen d'inclinaison foliaire et du paramètre de brillance du sol qui ont montré une forte dépendance en inversion - et, surtout, à une gamme de géométries d'éclairement plus large, afin de pouvoir généraliser les résultats déjà obtenus.

Hormis ces aspects liés à l'intercomparaison de modèles et aux analyses de sensibilité, les plans d'expériences sont actuellement utilisés pour générer des tables de correspondance échantillonnant plus efficacement la distribution des variables biophysiques (Baret et Combal, communication personnelle). Ils pourraient en outre servir à la construction de modèles empiriques (modélisation en surface de réponse) à partir d'autres modèles de transfert radiatif complexes - au niveau du couvert végétal ou bien de l'atmosphère. Les gains en temps de calcul ainsi obtenus permettraient d'en faciliter l'application en sens direct ou en inversion.

L'étude menée sur les configurations optimales d'observation nécessite d'être encore approfondie. Ainsi, la méthode de sélection "théorique" de ces configurations privilégiées doit encore être adaptée à l'estimation *simultanée* de plusieurs variables biophysiques. La recherche dynamique par recuit simulé nécessite quant à elle d'être étendue au domaine des longueurs d'onde : en explorant parallèlement l'espace directionnel et l'espace spectral des mesures. Il serait d'ailleurs particulièrement instructif d'appliquer la méthode à des instruments hyperspectraux existants (AVIRIS, HYPERION) ou futur (projet SPECTRA).

Enfin, la prise en compte explicite des configurations optimales dans un processus d'inversion opérationnelle reste à entreprendre. On peut envisager par exemple de pondérer la fonction de mérite. Cette méthode, si elle est simple d'utilisation, ne permet que partiellement de "décorrélérer" l'influence des variables, dans la mesure où la minimisation se fait dans l'espace des données radiométriques. Une approche neuronale semble alors plus appropriée pour tirer parti de la dynamique propre à chaque variable.

Ces perspectives visent à améliorer l'exploitation de la nouvelle génération d'instruments spatiaux, tels POLDER/ADEOS ou MODIS/TERRA, dont les résolutions angulaires et spectrales augurent déjà une meilleure caractérisation des surfaces végétales.

Annexe A

Approximation à N -flux de l'équation de transfert radiatif

L'équation de transfert radiatif décrit l'extinction et la diffusion de la luminance I_λ , en fonction de la direction $\underline{\Omega}$ et de la distance optique L :

$$-\mu \frac{\partial I_\lambda(L, \underline{\Omega})}{\partial L} + G(\underline{\Omega}) \cdot I_\lambda(L, \underline{\Omega}) = \frac{1}{\pi} \int_{4\pi} \Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) \cdot I_\lambda(\underline{\Omega}') \cdot d\underline{\Omega}' \quad (\text{A.1})$$

L'indice λ indique la dépendance de $I_\lambda(L, \underline{\Omega})$ vis-à-vis de la longueur d'onde. Afin d'alléger l'écriture, il sera omis par la suite : $I(L, \underline{\Omega}) \equiv I_\lambda(L, \underline{\Omega})$. On considère d'autre part un milieu de propagation homogène pour lequel le facteur géométrique G et la fonction de diffusion Γ sont indépendants de la profondeur.

Considérons le cas où le couvert végétal est illuminé par un rayonnement dont la luminance I_s est constituée d'une composante purement directionnelle, I_s^0 , et d'une composante diffuse (hémisphérique) I_s^d :

$$I_s = I_s^0 \cdot \delta(\underline{\Omega} - \underline{\Omega}_s) + I_s^d \quad (\text{A.2})$$

avec $\mu_s < 0$.

Le sol sous-jacent au couvert est supposé lambertien et est caractérisé par son facteur de réflectance spectrale R_s .

A.1 Décomposition du champ de radiation

De manière identique, on considère les composantes directionnelles et diffuses de la luminance au sein du couvert, respectivement $I^0(L, \underline{\Omega})$ et $I^d(L, \underline{\Omega})$, tels que :

$$I(L, \underline{\Omega}) = I^0(L, \underline{\Omega}) + I^d(L, \underline{\Omega}) \quad (\text{A.3})$$

où $I^d(L, \underline{\Omega})$ intègre la diffusion par les éléments du couvert des rayonnements directionnels et hémisphériques, ainsi que la réflexion du rayonnement diffus à la surface.

A.1.1 Conditions aux limites

Précisons les conditions au sommet et en bas du couvert pour les différentes composantes de la luminance.

Composante directionnelle

Pour la composante directionnelle de la luminance, le problème se ramène à résoudre :

$$-\mu \frac{\partial I^0(L, \underline{\Omega})}{\partial L} + G(\underline{\Omega}) \cdot I^0(L, \underline{\Omega}) = 0 \quad (\text{A.4})$$

$$\begin{aligned} \text{en } L = 0 \quad I^0(0, \underline{\Omega}) &= I_s^0 \cdot \delta(\underline{\Omega} - \underline{\Omega}_s) \\ \text{en } L = L_H \quad I^0(L_H, \underline{\Omega}) &= \frac{R_s}{\pi} \int_{2\pi^-} |\mu'| \cdot I^0(L_H, \underline{\Omega}') \cdot d\underline{\Omega}' \end{aligned} \quad (\text{A.5})$$

Par continuité entre les flux directionnels descendant et montant au niveau du sol, on en déduit l'expression de $I^0(L, \underline{\Omega})$ pour les directions montantes et descendantes :

$$\begin{aligned} I^0(L, \Omega) &= I_s^0 \cdot \exp\left[\frac{G(\underline{\Omega}) \cdot L}{\mu}\right] \cdot \delta(\underline{\Omega} - \underline{\Omega}_s) \quad \mu < 0 \\ I^0(L, \Omega) &= \frac{R_s}{\pi} \cdot I_s^0 \cdot |\mu_s| \cdot \exp\left[\frac{G(\underline{\Omega}_s) \cdot L_H}{\mu_s}\right] \cdot \exp\left[\frac{G(\underline{\Omega}) \cdot (L - L_H)}{\mu}\right] \quad \mu > 0 \end{aligned} \quad (\text{A.6})$$

Composante diffuse

L'équation du transfert radiatif pour la composante diffuse de la luminance est :

$$-\mu \frac{\partial I^d(L, \underline{\Omega})}{\partial L} + G(\underline{\Omega}) \cdot I^d(L, \underline{\Omega}) = \frac{1}{\pi} \int_{4\pi} \Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) \cdot I^d(\underline{\Omega}') \cdot d\underline{\Omega}' \quad (\text{A.7})$$

Elle admet comme conditions aux limites du couvert végétal :

$$\begin{aligned} \text{en } L = 0 \quad I^d(0, \underline{\Omega}) &= I_s^d \\ \text{en } L = L_H \quad I^d(L_H, \underline{\Omega}) &= \frac{R_s}{\pi} \int_{2\pi^-} |\mu'| \cdot I^d(L_H, \underline{\Omega}') \cdot d\underline{\Omega}' \end{aligned} \quad (\text{A.8})$$

A.1.2 Equation de transfert radiatif

Après décomposition du problème en intensités directionnelle et diffuse, l'équation de transfert radiatif peut s'écrire (d'après (A.4) et (A.7)) :

$$-\mu \frac{\partial I^d(L, \underline{\Omega})}{\partial L} + G(\underline{\Omega}) \cdot I^d(L, \underline{\Omega}) = Q(L, \underline{\Omega}) + S(L, \underline{\Omega}) \quad (\text{A.9})$$

où :

$$\begin{cases} Q(L, \underline{\Omega}) &= \frac{1}{\pi} \int_{4\pi} \Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) \cdot I^0(\underline{\Omega}') \cdot d\underline{\Omega}' \\ S(L, \underline{\Omega}) &= \frac{1}{\pi} \int_{4\pi} \Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) \cdot I^d(\underline{\Omega}') \cdot d\underline{\Omega}' \end{cases} \quad (\text{A.10})$$

avec :

$$Q(L, \underline{\Omega}) = \begin{cases} \frac{I_s^0}{\pi} \exp\left[\frac{G(\underline{\Omega}_s) \cdot L}{\mu_s}\right] \cdot \Gamma(\underline{\Omega}_s \rightarrow \underline{\Omega}) & \mu < 0 \\ \frac{R_s}{\pi^2} \cdot I_s^0 \cdot |\mu_s| \cdot \exp\left[\frac{G(\underline{\Omega}_s) \cdot L_H}{\mu_s}\right] \cdot \int_{2\pi^+} \Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) \cdot \exp\left[\frac{G(\underline{\Omega}') \cdot (L - L_H)}{\mu'}\right] \cdot d\underline{\Omega}' & \mu > 0 \end{cases}$$

Soit E_s la densité énergétique du flux directionnel incident au couvert : $E_s = |\mu_s| I_s^0$. On peut alors écrire $Q(L, \Omega)$ sous la forme suivante :

$$Q(L, \underline{\Omega}) = \begin{cases} E_s(L) \cdot Q'_-(L, \underline{\Omega}) & \mu < 0 \\ E_s(L) \cdot Q'_+(L, \underline{\Omega}) & \mu > 0 \end{cases} \quad (\text{A.11})$$

Posons de plus $S_-(L)$ et $S_+(L)$ tels que :

$$S(Q, \underline{\Omega}) = \begin{cases} S_-(L, \underline{\Omega}) = \int_{2\pi^-} \Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) \cdot I^d(\underline{\Omega}') d\underline{\Omega}' & \mu < 0 \\ S_+(L, \underline{\Omega}) = \int_{2\pi^+} \Gamma(\underline{\Omega}' \rightarrow \underline{\Omega}) \cdot I^d(\underline{\Omega}') d\underline{\Omega}' & \mu > 0 \end{cases} \quad (\text{A.12})$$

A.2 Approximation à N -flux

Pour convertir l'équation de transfert radiatif (A.9) en une équation différentielle pour la densité de flux énergétique, elle doit être intégrée par rapport à $\underline{\Omega}$ sur les deux hémisphères. Soient les flux hémisphériques montant et descendant au sein du couvert végétal, respectivement $E_+(L)$ et $E_-(L)$, tels que :

$$\begin{aligned} E_+^\lambda(L) &= \int_{2\pi^+} \mu \cdot I^d(L, \underline{\Omega}) \cdot d\underline{\Omega} \quad \mu > 0 \\ E_-^\lambda(L) &= \int_{2\pi^-} \mu \cdot I^d(L, \underline{\Omega}) \cdot d\underline{\Omega} \quad \mu < 0 \end{aligned} \quad (\text{A.13})$$

Il s'ensuit alors pour le flux descendant :

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_-(L)}{\partial L} + E_-(L) \frac{\int_{2\pi^-} G(\underline{\Omega}) \cdot I^d(L, \underline{\Omega}) \cdot d\underline{\Omega}}{\int_{2\pi^-} \mu \cdot I^d(L, \underline{\Omega}) \cdot d\underline{\Omega}} &= E_+(L) \frac{\int_{2\pi^-} S_+(L, \underline{\Omega}) \cdot d\underline{\Omega}}{\int_{2\pi^+} \mu \cdot I^d(L, \underline{\Omega}) \cdot d\underline{\Omega}} + E_-(L) \frac{\int_{2\pi^-} S_-(L, \underline{\Omega}) \cdot d\underline{\Omega}}{\int_{2\pi^-} \mu \cdot I^d(L, \underline{\Omega}) \cdot d\underline{\Omega}} \\ &\quad + E_s(L) \int_{2\pi^-} [Q_-(L, \underline{\Omega}) + Q_+(L, \underline{\Omega})] \cdot d\underline{\Omega} \end{aligned} \quad (\text{A.14})$$

soit encore :

$$\frac{\partial E_-(L)}{\partial L} + K_1^d \cdot E_-(L) = K_2^d \cdot E_+(L) + K_3^d \cdot E_-(L) + K_4^d \cdot E_s(L) \quad (\text{A.15})$$

De la même manière, on obtient pour le flux montant l'équation différentielle suivante :

$$-\frac{\partial E_+(L)}{\partial L} + K_1^u \cdot E_+(L) = K_2^u \cdot E_+(L) + K_3^u \cdot E_-(L) + K_4^u \cdot E_s \quad (\text{A.16})$$

On obtient ainsi le système suivant :

$$\begin{cases} \frac{\partial E_-(L)}{\partial L} = K_2^d \cdot E_+(L) + (K_3^d - K_1^d) \cdot E_-(L) + K_4^d \cdot E_s \\ \frac{\partial E_+(L)}{\partial L} = (K_1^u - K_2^u) \cdot E_+(L) - K_3^u \cdot E_-(L) - K_4^u \cdot E_s \end{cases} \quad (\text{A.17})$$

pour lequel les termes K_2^d et $(K_1^u - K_2^u)$ correspondent à des coefficients de diffusion pour $E_+(L)$ dans les directions descendante et montante respectivement. Similairement, $(K_3^d - K_1^d)$ et K_3^u , correspondent aux coefficients de diffusion de $E_-(L)$ dans les directions descendante et

montante ; K_4^d et K_4^u aux coefficients de diffusion du flux directionnel dans les directions montante et descendante.

Annexe B

Variation de la surface éclairée en fonction de l'angle zénithal de visée - instrument EGO

En première approximation, on peut supposer que le système instrumental est à symétrie sphérique, ce qui rend les résultats indépendants de l'angle azimutal d'observation.

La Figure B.1 présente, en fonction de l'élévation h du détecteur sur l'arc du goniomètre, la variation de l'aire de la tâche au sol éclairée.

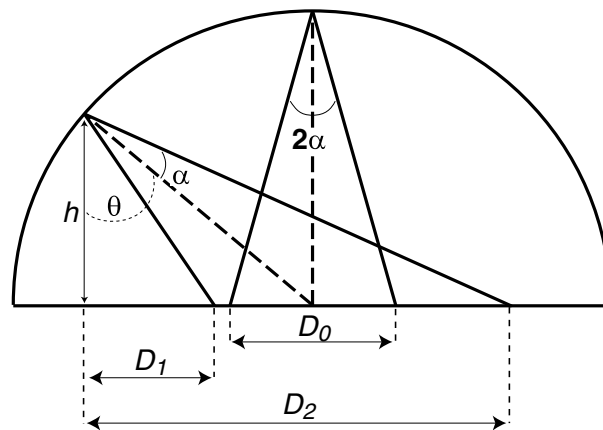


Figure B.1 – Vue en coupe du système EGO. Définition des constantes instrumentales.

Pour une visée nadir, la surface éclairée est un disque de diamètre D_0 . Soit α le demi-angle d'ouverture du radiomètre, on a alors $D_0 = 2H \tan \alpha = \frac{2h}{\cos \theta} \tan \alpha$.

Pour tout autre angle zénithal θ de visée, la surface éclairée est une ellipse de demi-petit axe $D_0/2$ et de demi-grand axe $D/2$, tel que $D = D_2 - D_1$. On a par ailleurs :

$$\begin{cases} \tan(\theta + \alpha) = \frac{D_2}{h} \\ \tan(\theta - \alpha) = \frac{D_1}{h} \end{cases}$$

d'où $D = H \cos \theta [\tan(\theta + \alpha) - \tan(\theta - \alpha)]$, et encore :

$$D = H \cos \theta \left[\frac{\tan \theta + \tan \alpha}{1 - \tan \theta \tan \alpha} - \frac{\tan \theta - \tan \alpha}{1 - \tan \theta \tan \alpha} \right]$$

Il vient :

$$D = 2H \cos \theta \frac{\tan \alpha (1 + \tan^2 \theta)}{1 - (\tan \theta \tan \alpha)^2}$$

La surface de l'ellipse étant, par définition, $S = \frac{\pi \times D \times D_0}{4}$, on aboutit finalement à la relation :

$$S = \frac{\pi \times H^2 \times \tan^2 \alpha \times \cos \theta (1 + \tan^2 \theta)}{1 - (\tan \theta \tan \alpha)^2}$$

Pour une visée au nadir, $\theta = 0$, on a bien $S = \pi \times H^2 \tan^2 \alpha = \pi \times D_0^2/4$, ce qui correspond à la surface d'un disque.

Annexe C

Calibration des mesures EGO96

C.1 Calibration des signaux radiométriques

Le nombre d'acquisitions directionnelles pour chaque cible est en réalité plus important que celui indiqué dans le Tableau 4.1 : pour certaines géométries d'observation, par exemple au nadir, il existe plusieurs mesures dont les réponses radiométriques devraient être identiques ; ce n'est pas le cas à cause de l'asymétrie azimutale du système EGO. Il convient donc de corriger ces mesures, de telle sorte qu'à une géométrie donnée ne soit associée qu'une seule valeur du signal enregistré. Cette étape est un préalable à la détermination même des facteurs de réflectance bidirectionnelle des différentes scènes.

Les signaux radiométriques $s_{\lambda}^t(\theta_s; \theta_v, \phi)$ ont été calibrés par rapport à la moyenne $\overline{s_{\lambda}^t(\theta_s; 0^{\circ}, \phi)}$ des mesures au nadir. Un terme correctif $\zeta(\phi)$ est déterminé et appliqué pour chaque séquence d'acquisition effectuée dans un plan azimutal différent : $\zeta(\phi) = \frac{s_{\lambda}^t(\theta_s; 0^{\circ}, \phi)}{\overline{s_{\lambda}^t(\theta_s; 0^{\circ}, \phi)}}$. Le signal calibré $\widehat{s_{\lambda}^t(\theta_s; \theta_v, \phi)}$ s'exprime ainsi par :

$$\widehat{s_{\lambda}^t(\theta_s; \theta_v, \phi)} = \frac{s_{\lambda}^t(\theta_s; \theta_v, \phi)}{\zeta(\phi)} \quad (\text{C.1})$$

Dans le cas d'une visée au nadir, le signal estimé en utilisant la relation (C.1) donne bien $\widehat{s_{\lambda}^t(\theta_s; \theta_v, \phi)} = \overline{s_{\lambda}^t(\theta_s; 0^{\circ}, \phi)}$.

La Figure C.1 montre le résultat de la calibration sur les signaux radiométriques acquis pour la cible #9 (*Tagetes ssp L.*).

Enfin, on ne conserve que la valeur moyenne des observations multiples décrites précédemment. Le nombre de configurations d'observation, pour chaque scène, du Tableau 4.1 correspond donc à des géométries *différentes*.

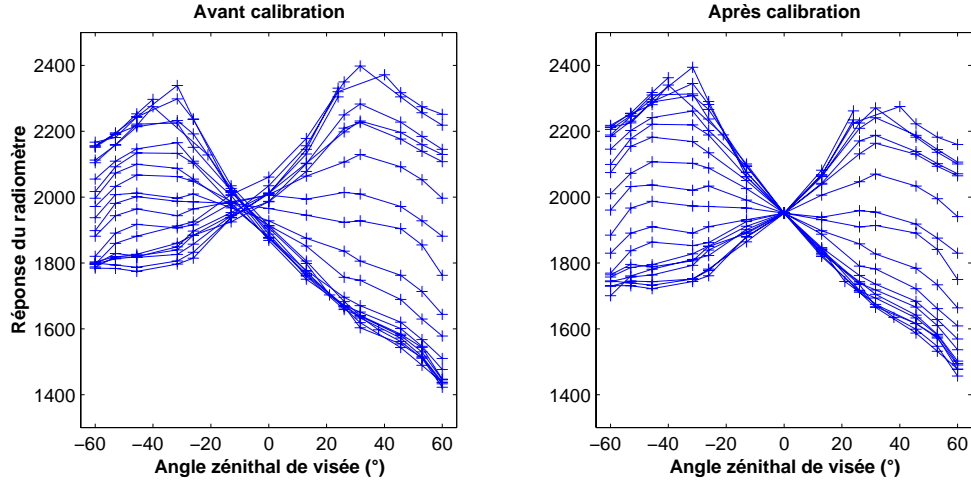


Figure C.1 – Signaux radiométriques enregistrés pour la cible #10 (*Tagetes ssp L.*) avant (**gauche**) et après (**droite**) calibration, en fonction de l'angle d'élévation (*DE*) du détecteur dans les différents plans azimutaux d'observation.

C.2 Estimation du facteur de réflectance bidirectionnelle du Spectralon

L'expression du facteur de réflectance directionnelle du Spectralon, sous éclairement à 31.6° , en fonction du facteur de réflectance directionnelle-hémisphérique (fourni par le constructeur), sous éclairement à 8° est :

$$\rho_\lambda^H(31.6^\circ; \theta_s, \phi) = \pi \frac{\widehat{s}_\lambda^H(31.6^\circ; \theta_v, \phi) \times \rho_\lambda^H(8^\circ; 2\pi) \times \cos 8^\circ}{\cos 31.6^\circ \times \int_{2\pi} \widehat{s}_\lambda^H(8^\circ; \theta'_v, \phi') \cos \theta'_v d\Omega_v} \quad (\text{C.2})$$

La seule inconnue dans l'expression (C.2) est $\widehat{s}_\lambda^H(8^\circ; \theta_v, \phi)$, qui correspond aux mesures goniométriques qui seraient effectuées pour un angle zénithal d'éclairement à 8° . Malheureusement, ces données ne sont pas disponibles. Dans ce cas, deux stratégies différentes peuvent être envisagées :

1. utiliser les mesures acquises sur le Spectralon (#3, Tableau 4.1), et les extrapoler dans les conditions d'éclairement idoines,
2. utiliser le jeu de données *halon17e* acquis par Solheim (1998), dans des conditions instrumentales similaires et pour le même panneau Spectralon, pour un angle d'éclairement de 10° .

Ces deux approches sont abordées ci-dessous.

Afin d'alléger les notations des signaux radiométriques, ceux-ci ne seront référencés par la suite que par rapport à la géométrie d'éclairement correspondante ; par exemple : $\widehat{s}_\lambda^H(8^\circ; \theta_v, \phi) \equiv \widehat{s}_\lambda^H(8^\circ)$.

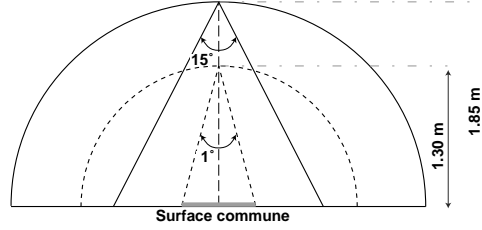


Figure C.2 – Surface éclairée en fonction des conditions instrumentales (position du détecteur et angle d'ouverture du radiomètre).

C.2.1 Méthode 1

Pour extrapoler les valeurs des signaux radiométriques $\widehat{s}_\lambda^H(31.6^\circ)$ à des mesures correspondant à un éclairage à 8° , $\widehat{s}_\lambda^H(8^\circ)$, on fait l'hypothèse que la variation de luminance de la cible entre les deux configurations s'explique seulement par la variation de la surface éclairée. Dans ce cas, si $A_{31.6^\circ}$ est l'aire de la tâche lumineuse lorsque la source d'éclairage est à $\theta_s = 31.6^\circ$, et A_{8° l'aire pour laquelle $\theta_s = 8^\circ$, alors :

$$\widehat{s}_\lambda^H(8^\circ) = \frac{A_{31.6^\circ}}{A_{8^\circ}} \widehat{s}_\lambda^H(31.6^\circ) \quad (\text{C.3})$$

L'aire de la surface éclairée en fonction de la position détecteur et de son angle d'ouverture est calculée en Annexe B. On suppose ici que pour le Spectralon, surface presque isotrope, le détecteur et la source d'éclairage jouent des rôles symétriques (loi de réciprocité d'Helmholtz).

L'évaluation de l'intégrale $\int_{2\pi} \widehat{s}_\lambda^H(8^\circ) \cos \theta_v d\Omega_v$ sur l'hémisphère supérieure s'effectue via le modèle MRPV, n'incluant pas le phénomène de *hot spot*. Dans un premier temps, il est inversé, dans chaque bande spectrale, sur les données radiométriques $\widehat{s}_\lambda^H(8^\circ)$ afin de déterminer ses trois paramètres caractéristiques. Le modèle ainsi ajusté est ensuite exécuté en mode direct pour évaluer numériquement l'intégrale.

C.2.2 Méthode 2

Les données *halon17e* ont été acquises pour un angle d'ouverture du radiomètre de 1° , celui-ci étant positionné à 1.30 m de la cible. En comparaison, les mesures effectuées pour le panneau de Spectralon au cours de EGO96 sont telles que $h = 1.85$ m et $FOV = 1^\circ$. Il s'agit donc :

1. d'extrapoler les données *halon17e* dans les conditions de mesures de EGO96,
2. d'extrapoler ces valeurs à des mesures correspondant à un éclairage à 8° .

La réponse au premier point n'est pas obtenue aussi facilement que précédemment (Méthode 1). En effet, l'équation (C.3) doit être corrigée pour prendre en compte la différence d'élévation du détecteur entre les deux mesures (Figure C.2). De plus, l'acquisition du jeu de données *halon17e* s'est effectuée sans la présence d'un filtre optique devant le détecteur. Il convient donc de s'affranchir spectralement de cet effet.

Pour ce faire, un jeu de données annexe, *halon14e* (Solheim, 1998), est utilisé. Il correspond à des acquisitions faites à $h = 1.30$ m, $FOV = 1^\circ$ et $\theta_s = 30^\circ$, dans 50 directions de visées.

Les données sont dans un premier temps recalibrées pour se conformer aux conditions de mesures de l'expérience EGO96#3 (équation (C.3)) :

$$\widehat{s_{\lambda}^{H14e}}(30^{\circ}) \Big|_{1m30;1^{\circ}} \rightarrow \widehat{s_{\lambda}^{H14e}}(31.6^{\circ}) \Big|_{1m85;1^{\circ}}$$

Le modèle MRPV, comme décrit dans la Méthode 1, est utilisé pour extrapoler $\widehat{s_{\lambda}^{H14e}}(31.6^{\circ}) \Big|_{1m85;1^{\circ}}$ aux géométries d'observation de l'expérience #3. Le facteur correctif η_{λ} est alors calculé pour chaque longueur d'onde par

$$\eta_{\lambda} = \frac{\rho_0^{\#3}}{\rho_0^{H14e}} \quad (C.4)$$

où ρ_0 est le paramètre empirique du modèle MRPV variant spectralement, qui a été aussi déterminé pour les mesures EGO96#3. A noter que l'expression de η_{λ} tient en compte à la fois de la présence du filtre et des différences d'élévation du détecteur entre *halon14e* et EGO96#3.

La calibration des données *halon17e* s'effectue alors de la manière suivante :

1. détermination de $\widehat{s_{\lambda}^{H17e}}(10^{\circ}) \Big|_{1m85;1^{\circ}} = \frac{A_{1m30;15^{\circ}}}{A_{1m85;1^{\circ}}} \widehat{s_{\lambda}^{H17e}}(10^{\circ}) \Big|_{1m30;15^{\circ}}$;
2. le Spectralon étant un diffuseur presque parfait, une relation de passage similaire à (4.7) est utilisée pour extrapoler les mesures sous éclairément à 10° à celles correspondant à un éclairément à 8° . Ceci se justifie d'autant plus que l'écart angulaire entre les deux configurations est très faible ;
3. correction de la présence du filtre et de l'élévation :

$$\widehat{s_{\lambda}^{H17e}}(8^{\circ}) \Big|_{1m85;1^{\circ}} = \eta_{\lambda} \times \widehat{s_{\lambda}^{H17e}}(8^{\circ}) \Big|_{1m85;1^{\circ}}.$$

L'intégration de $\widehat{s_{\lambda}^{H17e}}(8^{\circ}) \Big|_{1m85;1^{\circ}}$ sur l'hémisphère supérieur est similaire à celle décrite dans la Méthode 1.

C.2.3 Estimation du facteur de réflectance bidirectionnelle du Gore-TexTM

Connaissant $\widehat{\rho_{\lambda}^H}(31.6^{\circ}; \theta_s, \phi)$, nous sommes maintenant en mesure d'évaluer le BRDF du Gore-TexTM :

– par la méthode “classique” :

$$\widehat{\rho_{\lambda}^{GT}}(31.6^{\circ}; \theta_v, \phi) = \frac{\widehat{s_{\lambda}^{GT}}(31.6^{\circ}) \Big|_{1m85;1^{\circ}}}{\widehat{s_{\lambda}^H}(31.6^{\circ}) \Big|_{1m85;1^{\circ}}} \quad (C.5)$$

– par la méthode 1 :

$$\widehat{\rho_{\lambda}^{GT}}(31.6^{\circ}; \theta_v, \phi) = \frac{\widehat{s_{\lambda}^{GT}}(31.6^{\circ}) \Big|_{1m85;1^{\circ}}}{\widehat{s_{\lambda}^H}(31.6^{\circ}) \Big|_{1m85;1^{\circ}}} \widehat{\rho_{\lambda}^{\#6}}(31.6^{\circ}; \theta_v, \phi) \quad (C.6)$$

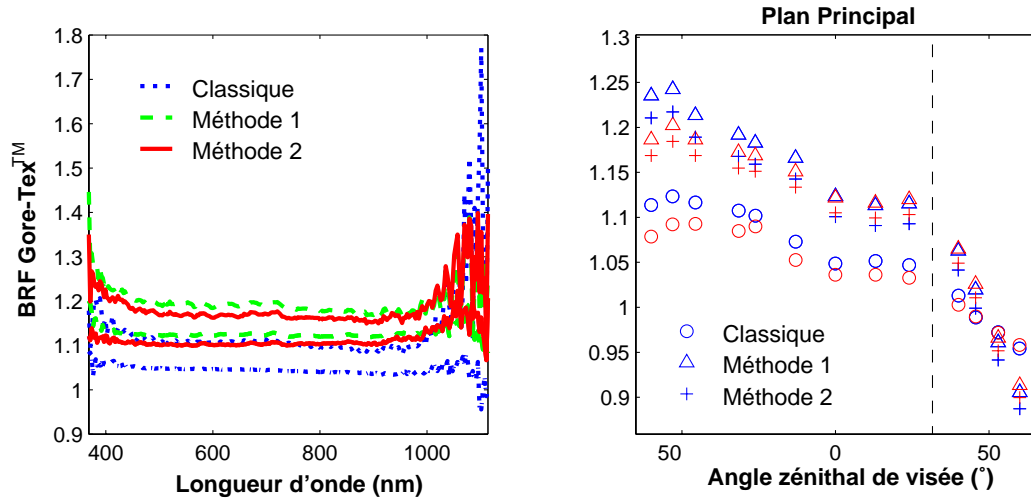


Figure C.3 – Comparaison des valeurs du BRF du Gore-TexTM avec les trois méthodes a) dans les bandes spectrales du radiomètre SE590, pour les visées au nadir et selon la direction spéculaire, b) dans le plan principal, à 500 et 865 nm.

<i>RMSE</i>	Méthode 1	Méthode 2
Méthode classique	0.1063	0.1029
Méthode 1	-	0.0236

Table C.1 – Erreur quadratique moyenne sur les valeurs estimées du BRF du Gore-TexTM, entre deux méthodes de calibration.

– par la méthode 2 :

$$\widehat{\rho}_{\lambda}^{GT}(31.6^{\circ}; \theta_v, \phi) = \frac{\widehat{s}_{\lambda}^{GT}(31.6^{\circ}) \Big|_{1m85;1^{\circ}}}{\widehat{s}_{\lambda}^H(31.6^{\circ}) \Big|_{1m85;1^{\circ}}} \widehat{\rho}_{\lambda}^{H17e}(31.6^{\circ}; \theta_v, \phi) \quad (C.7)$$

La Figure C.3 présente les facteurs de réflectance bidirectionnelle du Gore-TexTM estimés selon la méthode employée. Les méthodes 1 et 2 fournissent les résultats les plus proches, à la fois spectralement et directionnellement (Tableau C.1). Les valeurs obtenues par la méthode “classique” sont systématiquement inférieures à celles obtenues avec ces deux méthodes. Cela se traduira par une sous-estimation des réflectances des différentes scènes.

La cohérence des résultats obtenus pour les méthodes 1 et 2, basées sur l’estimation BRF du panneau de Spectralon, et malgré le fait qu’elles soient basées sur des jeux de mesures différents, confortent la validité de l’approche adoptée. Par la suite, ce sont les valeurs du BRF du Gore-TexTM estimées par la méthode 2 qui serviront de référence pour la calibration des différents couverts.

Annexe D

Données POLDER lors de la campagne Alpilles-ReSeDA

D.1 Dates de vol

Les vols de l'instrument POLDER aéroporté ont été programmés au cours de seize dates, réparties entre janvier et octobre 1997, afin de couvrir le cycle végétatif de plusieurs cultures. Ces dates sont rassemblées dans le tableau D.1; à chacune, correspond un numéro du jour de l'expérience.

Jour de l'année	12/01	30/01	27/02	12/03	26/03	10/04	16/04	02/05
DOE	378	396	424	437	451	466	472	488
Jour de l'année	22/05	09/06	24/06	08/07	29/07	04/09	18/09	24/10
DOE	508	526	541	555	576	613	627	663

Table D.1 – Correspondance entre les jours de vol POLDER, en 1997, et le numéro du jour de l'expérience (DOE).

D.2 Géométrie d'observation

La position solaire (θ_s, ϕ_s) est établie en coordonnées géographiques. L'angle azimutal en particulier présente un biais angulaire ϕ_{biais} par rapport au système cartographique de référencement des images, dont il faut tenir compte.

En supposant un relief plat, la configuration de visée ne dépend que de la hauteur h de l'avion et de l'écart entre les coordonnées cartographiques du pixel (X_{pix}, Y_{pix}) et de l'avion (X_{plane}, Y_{plane}) , fournie pour chaque enregistrement (Figure D.1).

Les coordonnées de chaque pixel sont calculées par rapport aux numéros de colonne j et de ligne i de l'image. Ceux-ci sont référencés par rapport au coin supérieur gauche de l'image

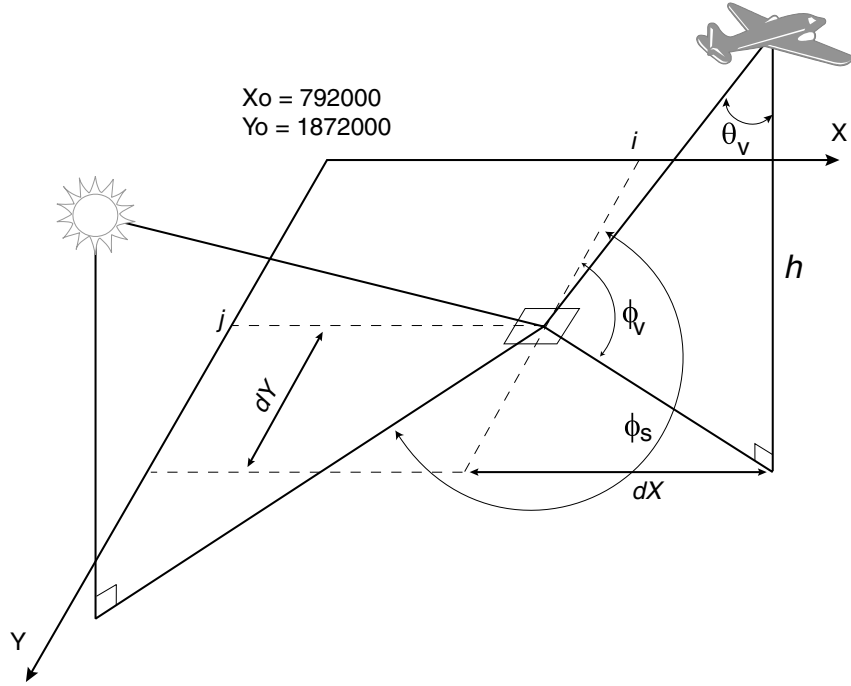


Figure D.1 – Géométrie d'observation d'un pixel en coordonnées géoréférencées Lambert II étendu.

$(X_0, Y_0) = (792000, 1872000)$, pour lequel $(i, j) = (0, 0)$:

$$\begin{aligned} X_{pix} &= X_0 + (j - 1 + 0.5) \times pas \\ Y_{pix} &= Y_0 - (i - 1 + 0.5) \times pas \end{aligned} \quad (D.1)$$

où pas correspond à la résolution spatiale de l'instrument, $pas = 20$ m.

Les angles zénithaux et azimutaux de visée sont donnés par la relation :

$$\begin{cases} \theta_v = \arctan\left(\frac{\sqrt{dX^2 + dY^2}}{h}\right) \\ \phi_v = \frac{3\pi}{2} - \arctan 2(dY/dX) \end{cases} \quad (D.2)$$

où $dX = X_{pix} - X_{plane}$ et $dY = Y_{pix} - Y_{plane}$.

L'angle azimutal solaire étant donné par $\phi_s = \phi_s + \phi_{biais}$, l'angle azimutal relatif est : $\phi = \phi_v - \phi_s$. Enfin, ϕ_s et ϕ_v doivent être compris entre 0 et 2π .

Annexe E

Estimation des valeurs de LAI pour les dates de vol POLDER

Les mesures de LAI (planimétriques et avec le LAI2000) ont été interpolées pour les jours de vol POLDER en utilisant le modèle d'évolution temporelle de l'indice de surface foliaire (Baret, 1986) :

$$LAI(t) = M \times (GRO(t) - SEN(t)) \quad (E.1)$$

avec

$$\begin{aligned} GRO(t) &= \frac{1}{1 + \exp[-a(T - t_i)]} \\ SEN(t) &= \frac{1}{1 + \exp[-b(T - t_s)]} \end{aligned} \quad (E.2)$$

où T correspond au nombre de jours (depuis la date de semies de la parcelle considérée) pour lesquels la température est supérieure à 5°C ; M , a , b , t_i et t_s , sont des paramètres empiriques estimés par l'interpolation non linéaire (méthode du Simplex) des données de LAI (Tableaux E.1 et E.2). Pour la luzerne, la fonction de sénescence ($SEN(t)$) est négligée.

Avec ces coefficients, il arrive que certaines valeurs estimées de l'indice de surface foliaire soient inférieures à 0, dans ce cas, il faut prendre $LAI = 0$.

espèce	#	M	a	b	t_i	t_s	RMSE	DOE
blé	101	1.2771	0.0386	0.3894	427.5457	512.9133	0.1000	437-541
	120	1.9950	0.0819	0.3872	419.4074	509.8461	0.2767	437-541
	208	1.9504	0.2115	0.1702	361.7645	505.2683	0.0999	437-541
	210	2.3489	0.3093	0.4668	380.9238	511.0919	0.1425	437-541
	214	0.8285	0.3335	0.1361	471.2508	515.3559	0.1148	437-541
	300	16.7227	0.0485	0.0594	458.6043	470.0850	0.0524	437-541
tournesol	102	2.2329	0.0717	0.1206	554.7800	589.6682	0.1372	508-627
	121	0.8242	0.1290	0.1067	546.9000	607.3000	0	508-627
	501	2.2550	0.1136	0.1250	524.2000	562.9000	0	508-627
maïs	112	3.2375	0.2412	1.5193	565.6114	624.2776	0.2486	526-627
	125	4.4802	0.1276	0.0232	555.5793	656.4135	0.1238	541-613
luzerne	203	3.897	0.02045		322.9		0.45	423-479
		2.876	0.02045		239.4		0.33	479-529
		2.426	0.02045		266.0		0.01	529-562
		2.680	0.02045		321.7		0.09	563-596
		2.262	0.02045		295.9		0.01	597-

Table E.1 – Coefficients estimés du modèle d'évolution temporelle de *LAI* à partir des **données planimétriques**, et erreur quadratique moyenne correspondante. DOE indique la gamme de validité des mesures interpolées, en numéros des jours d'expérience.

espèce	#	M	a	b	t_i	t_s	RMSE	DOE
blé	124	4.2067	0.2405	0.0554	171.6596	505.4663	0.0184	451-541
	208	2.7400	0.9376	1.7993	436.6863	507.7355	0.6529	437-541
	210	5.3796	0.0309	0.1595	433.4339	510.4639	0.2095	437-541
	214	2.3284	0.1238	0.0489	479.0524	511.8138	0.1917	451-541
tournesol	102	2.1598	0.2285	0.0764	544.1121	597.7021	0.1315	541-627
	107	2.2110	0.1441	0.1533	557.6758	607.6814	0.2085	541-627
	121	1.5949	0.2324	0.0862	550.1950	605.0712	0.1680	541-627
	205	6.8020	0.5592	0.0252	552.3709	521.1495	0.1594	541-613
	304	2.6755	0.1078	0.1202	524.8347	571.2771	0.3003	526-627
	503	3.4866	0.0721	0.0533	91.3402	575.7331	0.2804	541-613
maïs	112	3.2422	0.1085	0.1426	558.3383	617.9705	0.3523	508-627
	113	3.5119	0.0848	0.2095	564.4381	630.2578	0.3731	508-627
	125	3.7485	0.0906	0.1108	548.3406	630.9556	0.3681	508-627
	126	3.4166	0.1694	0.1397	373.4773	630.6346	0.5244	555-627
	311	4.8476	0.0380	0.1045	572.8484	617.3553	0.3061	508-627
	500	2.7641	0.2215	0.1350	542.2755	615.9444	0.4613	508-627
luzerne	203	5.8500	0.1445	0.1201	208.0951	647.0890	0	423-479
		-	-	-	-	-	-	479-529
		4.4301	0.1120	2.3463	206.7515	400.3634	0	529-562
		4.3713	0.0126	0.2924	221.9777	406.5421	0	563-596
		3.5649	0.0110	0.1592	221.2882	1201.1	0.2251	597-651

Table E.2 – Coefficients estimés du modèle d'évolution temporelle de *LAI* à partir des **données du LAI2000**, et erreur quadratique moyenne correspondante. DOE indique la gamme de validité des mesures interpolées, en numéros des jours d'expérience.

Bibliographie

- Aber J. D., Bolster K. L., Newman S. D., Soulia M., et Martin M. E. (1994), Analyses of forest foliage II : measurement of carbon fraction and nitrogen content by end-member analysis, *J. Near Infrared Spectrosc.*, **2** : 15–23.
- Adams J. B., Smith M. O., et Johnson P. E. (1986), Spectral Mixture Modeling : a new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site, *J. Geophys. Res.*, **91(B8)** : 8098–8112.
- Allen W. A., Gausman H. W., Richardson A. J., et Thomas J. R. (1969), Interaction of isotropic light with a compact leaf, *J. Opt. Soc. Am.*, **59** : 1376–1379.
- Allen W. A., Gausman H. W., et Richardson A. J. (1970), Mean effective constants of cotton leaves, *J. Opt. Soc. Am.*, **60** : 542–547.
- Allen W. A., Gausman H. W., et Richardson A. J. (1973), Willstätter-stoll theory of leaf reflectance evaluation by ray tracing, *Appl. Opt.*, **12** : 2448–2453.
- Allen W. A. et Richardson A. J. (1968), Interaction of light with a plant canopy, *J. Opt. Soc. Am.*, **58(8)** : 1023–1028.
- Andrieu B., Baret F., Jacquemoud S., Malthus T., et Steven M. (1997), Evaluation of an improved version of SAIL model for simulating bidirectional reflectance of sugar beet canopies, *Remote Sens. Environ.*, **60** : 247–257.
- Asner G. P. (1998), Biophysical and biochemical sources of variability in canopy reflectance, *Remote Sens. Environ.*, **64** : 64 :234–253.
- Asrar G., Myneni R. B., et Kanemasu E. T. (1989a), *Estimation of plant-canopy attributes from spectral reflectance measurements*, In G. Asrar (ed.), *Theory and applications of optical remote sensing*, pp 252–296.
- Asrar G., Myneni R. B., Li Y., et Kanemasu E. T. (1989b), Measuring and modelling spectral characteristics of a Tallgrass Prairie, *Remote Sens. Environ.*, **27** : 143–155.
- Baranoski G. V. G. et Rokne J. G. (1997), An algorithmic reflectance and transmittance model for plant tissue, In *EUROGRAPHICS'97*, Vol. 16, Budapest, Hongrie, pp 141–150.
- Baranoski G. V. G. et Rokne J. G. (1999), A non-deterministic reconstruction approach for isotropic reflectances and transmittances, *J. Visual. Comput. Animat.*, **10** : 225–231.
- Bard Y. (1974), *Nonlinear parameter estimation*, Academic Press, New-York, p. 341.
- Baret F., Clevers J. G. P. W., et Steven M. D. (1995), The robustness of canopy gap fraction estimates from red and near-infrared reflectances :a comparison of approaches, *Remote Sens. Environ.*, **54** : 141–151.

- Baret F., Jacquemoud S., Guyot G., et Leprieur C. (1991), De la nature des glissements spectraux : modélisation et comparaison à l'information contenue dans les bandes larges, In *Proc. 5th Int. Symp. Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, Courchevel, France, 14-18 Janvier 1991, pp 121–128.
- Baret F. (1986), *Contribution au suivi radiométrique de cultures de céréales*, Thèse de doctorat, Université de Paris-Sud, p. 192.
- Baret F. (2000), *ReSeDA - Assimilation of multisensor and multitemporal remote sensing data to monitor soil and vegetation functioning*, Rapport technique Final report, p. 59.
- Baumgardner M. F., Silva L. F., Biehl L. L., et Stoner E. R. (1985), Reflectance properties of soils, *Adv. Agron.*, **38** : 1–44.
- Beauchamp Y. et Youssef Y. A. (1998), An effective approach to teach design of experiments (DOE) using calculation-and-analysis worksheets and computerized spreadsheets, *Computers Ind. Engng.*, **35(3-4)** : 643–646.
- Benoist D., Tourbier Y., et Germain-Tourbier S. (1994), *Plans d'expériences : construction et analyse*, coll. Tec & Doc, Lavoisier, Paris, p. 693.
- Berk A., Bernstein L. S., et Robertson D. C. (1989), *MODTRAN : a moderate resolution model for LOWTRAN-7*, Rapport technique GL-TR-89-0122, Air Force Geophys. Lab., pp 1–38.
- Bevington P. R. et Robinson D. K. (1992), *Data reduction and error analysis for the physical science*, Mc-Graw-Hill, p. 328, 2e Edition.
- Bicheron P. et 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.
- Bicheron P. (1997), *Apport des données multidirectionnelles de l'instrument POLDER pour le suivi de la végétation terrestre*, Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse, p. 200.
- Bolster K. L., Martin M. E., et Aber J. D. (1996), Determination of carbon fraction and nitrogen concentration in tree foliage by near infrared reflectance : a comparison of statistical methods, *Can. J. For. Res.*, **26(4)** : 590–600.
- Bonham-Carter G. F., Rencz A. N., et Gauthier R. P. (1986), Characterizing spectral shift due to vegetation stress in airborne MEIS data : update on the site in Algonquin Park, Ontario, In *Proc. 5th Thematic Conference - Remote Sensing for Exploration Geology*, Reno, Nevada, 29Septembre - 2 Octobre 1986.
- Borel C. C., Gerstl S. A. W., et Powers B. J. (1991), The radiosity method in optical remote sensing of structured 3d surfaces, *Remote Sens. Environ.*, **36** : 13–44.
- Bounsaythip C. K. (1998), *Algorithmes heuristiques et évolutionnistes : application à la résolution du problème de placement de formes irrégulières*, Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, p. 210.
- Bowman K. P., Sacks J., et Chang Y.-F. (1992), Design and analysis of numerical experiments, *J. Atm. Sci.*, **50(9)** : 1267–1278.
- Box G. E. P., Hunter W. G., et Hunter J. S. (1978), *Statistics for experimenters : an introduction to design, data analysis and model building*, Wiley, New York, p. 653.

- Brakke T. W., Smith J. A., et Harnden J. M. (1989), Bidirectional scattering of light from tree leaves, *Remote Sens. Environ.*, **29** : 175–183.
- Brakke T. W. et Smith J. A. (1987), A ray tracing model for leaf bidirectional scattering studies, In *Proc. 7th Int. Geosci. Remote Sens. Symp. (IGARSS'87)*, Ann Harbor (MI), USA, pp 643–648.
- Braswell B. H., Schimel D. S., Privette J. L., Moore B., Emery W. J., Sulzman E. W., et Hudak A. T. (1996), Extracting ecological and biophysical information from AVHRR optical data : and integrated algorithm based on inverse modeling, *J. Geophys. Res.*, **101(D18)** : 23335–23348.
- Broge N. H. et Leblanc E. (2000), Comparing prediction power and stability of broadband and hyperstecral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density, *Remote Sens. Environ.*, **76** : 156–172.
- Bunnik N. J. J. (1981), *The multispectral reflectance of shortwave radiation by agricultural crops in relation with their morphological and optical properties*, H. Veenman & Zonen B. V., Wageningen, The Netherlands, p. 175.
- Camenen L., Goulas Y., Guyot G., Cerovic Z. G., Schmuck G., et Moya I. (1996), Estimation of the chlorophyll fluorescence lifetime of plant canopies : validation of a deconvolution method based on the use of a 3-D canopy mockup, *Remote Sens. Environ.*, **58** : 157–168.
- Campbell G. S. (1986), Extinction coefficients for radiation in plant canopies calculated using an ellipsoidal inclination angle distribution, *Agric. For. Meteorol.*, **36** : 317–321.
- Campbell G. S. (1990), Derivation of an angle density function for canopies with ellipsoidal leaf angle distribution, *Agric. For. Meteorol.*, **49** : 173–176.
- Card D. H., Peterson D. L., et Matson P. A. (1988), Prediction of leaf chemistry by the use of visible and near infrared spectroscopy, *Remote Sens. Environ.*, **26** : 123–147.
- Catoni O. (1998), Solving scheduling problems by simulated annealing, *SIAM J. Control Optim.*, **36(5)** : 1539–1575.
- Ceccato P., Flasse S., Tarantola S., Jacquemoud S., et Grégoire J.-M. (2001), Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain, *Remote Sens. Environ.*, **77** : 22–33.
- Chandrasekhar S. (1960), *Radiative transfer*, Dover, New-York, p. 393.
- Chelle M. et Andrieu B. (1999), The nested radiosity model for the distribution of light within plant canopies, *Ecol. Model.*, **(111)** : 75–91.
- Chen J. M. et Leblanc S. G. (1997), A four-scale bidirectional reflectance model based on canopy architecture, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **35** : 1316–1337.
- Cherruault Y. (1999), *Optimisation - Méthodes locales et globales*, Presses Universitaires de France, p. 98.
- Chuah H. T. (1993), An artificial neural network for inversion of vegetation parameters from radar backscatter coefficients, *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, **7** : 1075–1092.

- Church M. et Lynch R. O. (1998), Utilizing design of experiments, Monte Carlo simulations and partial least squares in snapback elimination, *Qual. Reliab. Engng. Int.*, **14** : 227–235.
- Clevers J. G. P. W. et Verhoef W. (1991), *Modelling and synergetic use of optical and microwave remote sensing. Report 2 : LAI estimation from canopy reflectance and WDV I : a sensitivity analysis with the SAIL model*, Rapport technique Report 90-39, 70, Netherlands Remote Sensing Board (BCRS), p. 70.
- Cohn H. et Fielding M. (1999), Simulated annealing : searching for an optimal temperature schedule, *SIAM J. Control Optim.*, **9(3)** : 779–802.
- Collins W., Chang S.-H., Haines G., Canney F., et Ashley R. (1983), Airborne biogeophysical mapping of hidden mineral deposits, *Econ. Geol.*, **78** : 737–749.
- Combal B., Baret F., Weiss M., Trubuil A., Macé D., Pragnère A., Myneni R., Knyazikhin Y., et Wang L. (2002), Retrieval of canopy biophysical variables from bi-directional reflectance. using prior information to solve the ill-posed inverse problem, *Remote Sens. Environ.*, sous presse.
- Combal B. et Baret F. (2001), Estimation of Chlorophyll content from remote sensing observations in the solar domain, In *Proc. 8th Symp. International Mesures Physiques et Signatures en Télédétection*, Aussois, France, pp 461–471.
- Combal B., Ochshepkov S. L., Sinyuk A., et Isaka H. (2000), Statistical framework of the inverse problem in the retrieval of vegetation parameters, *Agronomie*, **20** : 65–77.
- Combal B. (1999), *Contribution à l'analyse du problème inverse. Estimation des caractéristiques du couvert végétal à partir de mesures de télédétection*, Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, p. 177.
- Crosetto M., Ruiz J. A. M., et Crippa B. (2001), Uncertainty propagation in models driven by remotely sensed data, *Remote Sens. Environ.*, **76** : 373–385.
- Curran P. J., Dungan J. L., et Gholz H. L. (1990), Exploring the relationship between reflectance red edge and chlorophyll content in slash pine, *Tree Physiol.*, **7** : 33–48.
- Curran P. J., Dungan J. L., Macler B. A., Plummer S. E., et Peterson D. L. (1992), Reflectance spectroscopy of fresh whole leaves for the estimation of chemical concentration, *Remote Sens. Environ.*, **39** : 153–166.
- Curran P. J. (1989), Remote sensing of foliar chemistry, *Remote Sens. Environ.*, **30** : 271–278.
- Curran P. J. (2001), Imaging spectrometry for the study of vegetation canopies, In *International Workshop on Spectroscopy Application in Precision Farming*, Freising-Weihenstephan, Allemagne, 16-18 Janvier, pp 7–8.
- Danson F. M. et Aldakheel Y. Y. (2000), Diurnal water stress in sugar beet : spectral reflectance measurements and modelling, *Agronomie*, **20** : 31–39.
- Dechambre M. et le Gac C. (2001), Comparison of two microwave backscattering models by means of sensitivity study based on an experimental method, *Remote Sens. Environ.*, en préparation.

- Deering D. W. et Leone A. (1986), A sphere-scanning radiometer for rapid directional measurements of sky and ground radiance, *Remote Sens. Environ.*, **19** : 1–24.
- Deering D. W. (1989), *Field measurements of bidirectional reflectance*, In G. Asrar (ed.), *Theory and applications of optical remote sensing*, pp 14–65.
- Demarez V., Gastellu-Etchegorry J.-P., Mougou E., Marty G., et Proisy C. (1999), Seasonal variation of leaf chlorophyll content of a temperate forest. Inversion of the PROSPECT model, *Int. J. Remote Sens.*, **20(5)** : 879–894.
- Demarez V. et Gastellu-Etchegorry J.-P. (2000), A modelling approach for studying forest chlorophyll content, *Remote Sens. Environ.*, **71** : 226–238.
- Demarty J., Ottlé C., Braud I., François C., Jacob F., et Bacour C. (2001), Comparison of measured and simulated brightness temperatures, reflectances and radar backscattering sections at field scale during reseda experiment, In *Proc. 8e Symposium International Mesures Physiques et Signatures en Télédétection*, Aussois, France, pp 357–362.
- Demetriades-Shah T. H., Steven M. D., et Clark J. A. (1990), High resolution derivative spectra in remote sensing, *Remote Sens. Environ.*, **33** : 55–64.
- Despan D. et Jacquemoud S. (2002), *Optical properties of soil and leaf : necessity and problems of modeling*, In M. von Schönnermark, B. Geiger, et H. Röser (eds.), *Reflection properties of vegetation and soil - with a BRDF database*, p. à paraître.
- Deuzé J., Bréon F.-M., Roujean J.-L., Deschamps P.-Y., Devaux C., Herman M., et Podaire A. (1993), Analysis of the POLDER (POLarization and Directionality of the Earth's Reflectances) airborne instrument observations over land surfaces, *Remote Sens. Environ.*, **45** : 137–154.
- de Wit C. T. (1965), *Photosynthesis of leaf canopies*, Rapport technique, Agric. Res. Rept., p. 57.
- Dijkstra P. (1989), *Cause and effect of differences in specific leaf area*, In *Causes and consequences of variation in growth rate and productivity of higher plants*, Academic Publishing, The Hague, pp 125–140.
- Durkee D. P., Pohl E. A., et Mykytka E. F. (1998), Sensitivity analysis of availability estimates to input data characterization using design of experiments, *Qual. Reliab. Engng. Int.*, **14** : 311–317.
- Engelsen O., Pinty B., Verstraete M. M., et Martonchik J. V. (1996), *Parametric bidirectional reflectance factor models : Evaluation, improvements and applications*, Rapport technique EUR16426EN, European Commission, p. 120.
- Filella I. et Penuelas J. (1994), The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status, *Int. J. Remote Sens.*, **15(7)** : 1459–1470.
- Fisher R. A. (1925), *Statistical methods for research workers*, Oliver and Boyd, Londres, p. 239.
- Foo S. C. (1997), *A gonireflectometer for measuring the bidirectional reflectance of material for use in illumination computation*, *Mémoire de Mastère*, Université de Cornell, Etats-Unis, p. 130.

- Fourty T., Baret F., Jacquemoud S., Schmuck G., et Verdebout J. (1996), Leaf optical properties with explicit description of its biochemical composition : direct and inverse problems, *Remote Sens. Environ.*, **56** : 104–117.
- Fourty T. et Baret F. (1997), Vegetation water and dry matter contents estimated from top-of-the-atmosphere reflectance data : a simulation study, *Remote Sens. Environ.*, **61** : 34–45.
- Fukshansky L., Fukshansky-Kazarinova N., et v. Remisowsky A. M. (1991), Estimation of optical parameters in a living tissue by solving the inverse problem of the multiframe radiative transfer, *Appl. Opt.*, **30** : 3145–3153.
- Gamon J. A., Field C. B., Bilger W., Björkman O., Fredeen A. L., et Penuelas J. (1990), Remote sensing of the xanthophyll cycle and chlorophyll fluorescence in sunflower leaves and canopies, *Oecologia*, **85** : 1–7.
- Gamon J. A., Field C. B., Goulden M. L., Griffin K. L., Hartley A. E., Joel G., Penuelas J., et Valentini R. (1995), Relationships between NDVI, canopy structure, and photosynthesis in three californian vegetation types, *Ecol. Applications*, **5(1)** : 28–41.
- Ganapol B. D., Johnson L. F., Hammer P. D., Hlavka C. A., et Peterson D. L. (1998), LEAF-MOD : a new within-leaf radiative transfer model, *Remote Sens. Environ.*, **63** : 182–193.
- Ganapol B. D., Johnson L. F., Hlavka C. A., Peterson D. L., et Bond B. (1999), LMC2 : A coupled leaf/canopy radiative transfer model, *Remote Sens. Environ.*, **70** : 153–166.
- Gao W. et Lesht B. M. (1997), Model inversion of satellite-measured reflectances for obtaining surface biophysical and bidirectional reflectance characteristics of grassland, *Remote Sens. Environ.*, **59** : 461–471.
- Gastellu-Etchegorry J.-P. et Bruniquel-Pinel V. (2001), A modeling approach to assess the robustness of spectrometric predictive equations for canopy chemistry, *Remote Sens. Environ.*, **76** : 1–15.
- Gastellu-Etchegorry J.-P., Demarez V., Pinel V., et Zagolski F. (1996), Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-d vegetation canopies, *Remote Sens. Environ.*, **58(2)** : 131–156.
- Gastellu-Etchegorry J.-P., Guillevic P., Zagolski F., Demarez V., Trichon V., Deering D., et Leroy M. (1999), Modeling BRF and radiation regime of tropical and boreal forests - Part I : BRF, *Remote Sens. Environ.*, **68** : 281–316.
- Geman S. et Geman D. (1984), Stochastic relaxation Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, **6(6)** : 721–741.
- Gemmell F. (2000), Testing the utility of multi-angle spectral data for reducing the effects of background spectral variations in forest reflectance model inversion, *Remote Sens. Environ.*, **72** : 46–63.
- Gerstl S. A. W., Simmer C., et Power B. J. (1986), The canopy hot spot as crop identifier, In *Symp. on Remote Sensing of Resources Development and Environment Management*, Enschede, Pays-Bas, pp 261–263.
- Gitelson A. A., Merzlyak M. N., et Lichtenthaler H. K. (1996), Detection of red edge position and chlorophyll content by reflectance measurements near 700 nm, *J. Plant Physiol.*, **148** : 501–508.

- Gitelson A. A. et Merzlyak M. N. (1996), Signature analysis of leaf reflectance spectra : algorithm development for remote sensing of chlorophyll, *J. Plant Physiol.*, **148** : 494–500.
- Gobron N., Pinty B., Verstraete M. M., et Govaerts Y. (1997a), A semidiscrete model for the scattering of light by vegetation, *J. Geophys. Res.*, **102(D8)** : 9431–9446.
- Gobron N., Pinty B., Verstraete M. M., et Govaerts Y. (1999), The MERIS Global Vegetation Index (MGVI) :description and preliminary application, *Int. J. Remote Sens.*, **20(9)** : 1917–1927.
- Gobron N., Pinty B., et Verstraete M. M. (1997b), Presentation and application of an advanced model for the scattering of light by vegetation in the solar domain, In *Proc. 7e Symposium International Mesures Physiques et Signatures en Télédétection*, Courchevel, France, 7-11 Avril 1997, pp 267–273.
- Gobron N., Pinty B., et Verstraete M. M. (1997c), Theoretical limits to the estimation of the leaf area index on the basis of visible and near-infrared remote sensing data, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **35(6)** : 1438–1445.
- Goel N. S. et Thompson R. L. (1984a), 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. et Thompson R. L. (1984b), Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables. III estimation using only canopy reflectance data as illustrated by the suits model, *Remote Sens. Environ.*, **15** : 223–236.
- Goel N. S. et Thompson R. L. (1985), Optimal solar/viewing geometry for an accurate estimation of leaf area index and leaf angle distribution from bidirectional canopy reflectance data, *Int. J. Remote Sens.*, **6(9)** : 1493–1520.
- Goel N. S. (1989), *Inversion of canopy reflectance models for estimation of biophysical parameters from reflectance data*, In G. Asrar (ed.), *Theory and applications of optical remote sensing*, pp 205–251.
- Goel N. et Strebel D. E. (1984), Simple beta distribution representation of leaf orientation in vegetation canopies, *Agron. J.*, **76** : 800–802.
- Goel N. et Thompson R. L. (1984c), Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables. V estimation of LAI and average leaf angle using canopy reflectances, *Remote Sens. Environ.*
- Goel N. (1988), Models of vegetation canopy reflectance and their use in estimation of biophysical parameters from reflectance data, *Remote Sens. Rev.*, **4(1)** : 1–222.
- Goffe W. L. (1996), SIMANN : a global optimization algorithm using simulated annealing, *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, **1(3)** : 169–176.
- Gond V., de Pury D. G. G., Veroustraete F., et Ceulemans R. (1999), Seasonal variations in leaf area index, leaf chlorophyll, and water content : scaling-up to estimate fAPAR and carbon balance in a multilayer, multispecies temperate forest, *Tree Physiology*, **19** : 673–679.
- Goupy J. (1988), *La méthode des plans d'expériences*, Dunod, Paris, p. 303.

- Govaerts Y., Jacquemoud S., Verstraete M. M., et Ustin S. L. (1996), Three-dimensional radiation transfer modeling in a dicotyledon leaf, *Appl. Opt.*, **35(33)** : 6585–6598.
- Govaerts Y., Verstraete M. M., Pinty B., et Gobron N. (1999), Designing optimal spectral indices : a feasibility and proof of concept study, *Int. J. Remote Sens.*, **20(9)** : 1853–1873.
- Govaerts Y. et Verstraete M. M. (1998), RAYTRAN : a Monte Carlo ray-tracing model to compute light scattering in three-dimensional heterogeneous media, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **36(2)** : 493–505.
- Grossman Y. L., Ustin S. L., Jacquemoud S., Sanderson E. W., Schmuck G., et Verdebout J. (1996), Critique of stepwise multiple linear regression for the extraction of leaf biochemistry information from leaf reflectance data, *Remote Sens. Environ.*, **56(3)** : 182–193.
- Guyot G. (1993), *Measurement of plant canopy fluorescence*, In *Crop structure and light microclimate - characterization and applications*, INRA, pp 77–91.
- Guyot G. (1999), *Climatologie de l'environnement - de la plante aux écosystèmes*, Masson, Paris.
- Hapke B. (1993), *Theory of reflectance and emittance spectroscopy*, Cambridge University Press, p. 455.
- Hlavka C. A., Peterson D. L., Johnson L. F., et Ganapol B. (1997), Analysis of forest foliage spectra using a multivariate mixture model, *J. Near Infrared Spectrosc.*, **5** : 167–173.
- Hosgood B., Jacquemoud S., Andreoli G., Verdebout J., Pedrini G., et Schmuck G. (1995), *Leaf Optical Properties EXperiment 93 (LOPEX'93)*, Rapport technique EUR 16095 EN, European Commission.
- Huete A. R. (1986), Separation of soil-plant Spectral Mixtures by factor analysis, *Remote Sens. Environ.*, **19** : 237–251.
- Huet S., Jolivet E., et Messéan A. (1992), *La régression non-linéaire : méthodes et applications en biologie*, INRA Editions, Paris, p. 247.
- Iaquina J., Pinty B., et Privette J. L. (1997), Inversion of a physically based bidirectional reflectance model of vegetation, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **35(3)** : 687–698.
- Iaquina J. et Pinty B. (1994), Adaptation of a bidirectional reflectance model including the hot-spot to an optically thin canopy, In *Proc. 6e Symposium International Mesures Physiques et Signatures en Télédétection*, Val d'Isère, France, 17-21 janvier, pp 683–690.
- Iaquina J. (1995), *Champs de rayonnement émergent des surfaces terrestres : modélisation et inversion dans le cas de milieux optiquement finis et couplés avec une couche atmosphérique*, Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, p. 308.
- Isaaks E. et Srivastava R. M. (1989), *An introduction to applied geostatistics*, Oxford University Press, New-York, p. 561.
- Ishimaru A. (1978), *Wave Propagation and Scattering in Random Media. Volume I : Single scattering and transport theory*, Academic Press, New York, p. 572.
- Jacob F., Oliso A., Weiss M., Baret F., Hanocq J.-F., Hauteceur O., Leroy M., François C., et Ottlé C. (2001), Mapping surface albedo over the ReSeDA experimental site using high spatial

- resolution multi-directional and multi-spectral remote sensing data, In *Proc. 8e Symposium International Mesures Physiques et Signatures en Télédétection*, Aussois, France, pp 297–302.
- Jacquemoud S., Bacour C., Poilvé H., et Frangi J.-P. (2000), Comparison of four radiative transfer models to simulate plant canopies reflectance : direct and inverse mode, *Remote Sens. Environ.*, **74** : 471–481.
- Jacquemoud S., Baret F., Andrieu B., Danson F. M., et Jaggard K. (1995a), 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. et Baret F. (1990), Prospect : a model of leaf optical properties spectra, *Remote Sens. Environ.*, **34** : 75–91.
- Jacquemoud S., Flasse S., Verdebout J., et Schmuck G. (1994), Comparison of several optimization methods to extract canopy biophysical parameters - Application to CAESAR data, In *Proc. 6th Int. Symp. - Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, CNES, Val d'Isère, France, 17-21 Janvier 1994, pp 291–298.
- Jacquemoud S., Frangi J.-P., et Bacour C. (1998), *Contribution à l'amélioration des techniques d'inversion dans le cadre du projet XSTAR*, Rapport technique, Rapport final d'activité, Contrat n°11426, Matra Marconi Space, p. 24.
- Jacquemoud S., Ustin S. L., Verdebout J., Schmuck G., Andreoli G., et Hosgood B. (1996), Estimating leaf biochemistry using the PROSPECT leaf optical properties model, *Remote Sens. Environ.*, **56** : 194–202.
- Jacquemoud S. et Ustin S. (2001), Leaf optical properties : a state of the art, In *Proc. 8e Symposium International Mesures Physiques et Signatures en Télédétection*, Aussois, France, pp 223–232.
- Jacquemoud S., Verdebout J., Schmuck G., Andreoli G., et Hosgood B. (1995b), Investigation of leaf biochemistry by statistics, *Remote Sens. Environ.*, **54** : 180–188.
- Jacquemoud S. (1992), *Utilisation de la haute résolution spectrale pour l'étude des couverts végétaux : développement d'un modèle de réflectance spectrale*, Thèse de doctorat, Université Paris 7, p. 92.
- Jacquemoud S. (1993), Inversion of the PROSPECT + SAIL canopy reflectance model from AVIRIS equivalent spectra : Theoretical study, *Remote Sens. Environ.*, **44** : 281–292.
- Kimes D. S., ans M. T. Manry R. F. N., et Fung A. K. (1998), Attributes of neural networks for extracting continuous vegetation variables from optical and radar measurements, *Int. J. Remote Sens.*, **19(14)** : 2639–2663.
- Kimes D. S., Knyazikhin Y., Privette J. L., Abuelgasim A. A., et Gao F. (2000), Inversion methods for physically-based models, *Remote Sens. Rev.*, **18** : 381–439.
- Kimes D. S. et Krichner J. A. (1982), Radiative transfer model for heterogeneous 3d scenes, *Appl. Opt.*, **21** : 4119–4129.
- Kimes D. S., Ranson K. J., et Sun G. (1997), Inversion of a forest backscatter model using neural networks, *Int. J. Remote Sens.*, **18** : 2181–2199.

- Kimes D. S. (1984), Modeling the directional reflectance from complete homogeneous vegetation canopies with various leaf-orientation distributions, *J. Opt. Soc. Am. A*, **1(7)** : 725–737.
- Kirkpatrick S., Gelatt C. D., et Vecchi M. P. (1983), Optimization by simulated annealing, *Science*, **220** : 671–680.
- Knapp A. K., Vogelmann T. C., McClean T. M., et Smith W. K. (1988), Light and chlorophyll gradients within *Cucurbita* cotyledons, *Plant Cell Environ.*, **11** : 257–263.
- Knyazikhin Y. et Marshak A. (1991), *Fundamental equations of radiative transfer in leaf canopies, and iterative methods for their solution*, R. B. Myneni and J. Ross, pp 9–43.
- Knyazikhin Y., Martonchik J. V., Myneni R. B., Diner D. J., et Running S. W. (1998), Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from modis and misr data, *J. Geophys. Res.*, **103(D24)** : 32257–32276.
- Kubelka P. et Munk F. (1931), Ein Betrag zur Optik der Farbanstriche, *Ann. Tech. Phys.*, **11** : 593–601.
- Kumar R. et Silva L. (1973), Light ray tracing through a leaf cross section, *Appl. Opt.*, **12** : 2950–2954.
- Kuusk A. (1985), The hot spot effect of a uniform vegetative cover, *Sov. J. Remote Sens.*, **3(4)** : 645–658.
- Kuusk A. (1990), Scattering of direct solar radiation by the crown of a tree, *Sov. J. Remote Sens.*, **7(2)** : 361–370.
- Kuusk A. (1991a), The angular distribution of reflectance and vegetation indices in barley and clover canopies, *Remote Sens. Environ.*, **37** : 143–151.
- Kuusk A. (1991b), Determination of vegetation canopy parameters from optical measurements, *Remote Sens. Environ.*, **37** : 207–218.
- Kuusk A. (1991c), *The hot spot effect in plant canopy reflectance*, R. B. Myneni and J. Ross, pp 139–159.
- Kuusk A. (1994), A multispectral canopy reflectance model, *Remote Sens. Environ.*, **50** : 75–82.
- Kuusk A. (1995a), A fast, invertible canopy reflectance model, *Remote Sens. Environ.*, **51** : 342–350.
- Kuusk A. (1995b), A Markov chain model of canopy reflectance, *Agric. For. Meteorol.*, **76** : 221–236.
- Kuusk A. (1996), A computer-efficient plant canopy reflectance model, *Comp. & Geosci.*, **22(2)** : 149–163.
- Kuusk A. (1998), Monitoring of vegetation parameters on large areas by the inversion of a canopy reflectance model, *Int. J. Remote Sens.*, **19(15)** : 2893–2905.
- Lemur R. (1973), Effects of spatial leaf distribution on penetration and interception of direct radiation. Plant response to climatic factors, In *Proc. Uppsala Symp. (Ecology and Conservation)*, UNESCO, Paris, pp 349–356.

- Leroy M., Hauteceur O., Gu X. F., Lelong C., Berthelot B., Hanocq J.-F., et Balois J.-Y. (2001), The airborne POLDER data in the Alpilles/ReSeDA'97 campaign, *Physics and Chemistry of the Earth*, p. soumis.
- Leroy M. et Hauteceur O. (1999), Anisotropy-corrected vegetation indices derived from POLDER/ADEOS, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **37(3)** : 1698–1708.
- Liang S. (2000), Numerical experiments on the spatial scaling of land surface albedo and leaf area index, *Remote Sens. Rev.*, **19** : 225–242.
- Lichtenthaler H. K., Gitelson A. A., et Lang M. (1996), Non-destructive determination of chlorophyll content of leaves of a green and an aurea mutant of tobacco by reflectance measurements, *J. Plant Physiol.*, **148** : 483–493.
- Li X. et Strahler A. H. (1985), Geometric-optical modelling of a conifer forest canopy, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **32(5)** : 705–720.
- Maggion S. (1995), *Etude de l'estimation des paramètres d'un modèle de réflectance bidirectionnelle et planification optimale des observations depuis l'espace*, Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse, p. 267.
- Maier S. (2000), *Modeling the radiative transfer in leaves in the 300 nm to 2.5 μ m wavelength region taking into consideration chlorophyll fluorescence - the leaf model SLOPE*, Thèse de doctorat, Deutsches Zentrum für Luft und Raumfahrt, p. 109.
- Ma Q., Ishimaru A., Phu P., et Kuga Y. (1990), Transmission, reflection, and depolarization of an optical wave for a single leaf, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **28** : 865–872.
- Metropolis N., Rosenbluth A. W., Rosenbluth M. N., Teller A. H., et Teller E. (1953), Equations of state calculations by fast computing machines, *J. Chem. Phys.*, **21** : 1087–1092.
- Miller J. R., Freemantle J. R., et Belanger M. J. (1990), Potential for determination of leaf chlorophyll content using AVIRIS, In R. O. Green (ed.), *Proc. 2nd AVIRIS Workshop*, pp 72–77.
- Moulin S., Bondeau A., et Delécolle R. (1998), Combining agri-cultural crop models and satellite observations : from field to regional scale, *Int. J. Remote Sens.*, **19(6)** : 1021–1036.
- Myneni R. B., Asrar G., et Kanemasu E. T. (1989a), *The theory of photon transport in leaf canopies*, In G. Asrar (ed.), *Theory and applications of optical remote sensing*, pp 142–204.
- Myneni R. B., Keeling C. D., Tucker C. J., Asrar G., et Nemani R. R. (1997), Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991, *Nature*, **386** : 698–702.
- Myneni R. B., Maggion S., Iaquina J., Privette J. L., Gobron N., Pinty B., Kimes D. S., Verstraete M. M., et Williams J. L. (1995), Optical remote sensing of vegetation : modeling, caveats, and algorithms, *Remote Sens. Environ.*, **51** : 169–188.
- Myneni R. B., Marshak A., Knyazikhin Y., et Asrar G. (1991), *Discrete Ordinates Method for photon transport in leaf canopies*, R. B. Myneni and J. Ross, pp 45–109.
- Myneni R. B., Ross J., et Asrar G. (1989b), A review on the theory of photon transport in leaf canopies, *Agric. For. Meteorol.*, **45** : 1–153.

- Nelder J. A. et Mead R. (1965), A simplex method for function minimization, *Comp. J.*, **7** : 308–313.
- Neuilly M. (1993), *Modélisation et estimation des erreurs de mesure*, coll. Tec & Doc, Lavoisier, Paris, p. 644.
- Nicodemus F. E., Richmond J. C., Hsia J., Venable W., Ginsberg I., et Limperis T. (1977), *Geometrical considerations for reflectance nomenclature*, Rapport technique Report 160 :1-52, National Bureau of Standards, p. 52.
- Nilson T. et Kuusk A. (1989), A reflectance model for the homogeneous plant canopy and its inversion, *Remote Sens. Environ.*, **27** : 157–167.
- Nilson T. (1971), A theoretical analysis of the frequency of gaps in plant stands, *Agric. For. Meteorol.*, **8** : 25–38.
- Numerical Algorithm Group (1999), *Fortran library*, Rapport technique, Oxford, Royaume-Uni.
- Otterman J. et Weiss G. H. (1984), Reflection from a field of randomly located vertical protusions, *Appl. Opt.*, **23(12)** : 1931–1936.
- Ozdemirel N. E., Yurttas G. Y., et Köksal G. (1996), Computer-aided planning and design of manufacturing simulation experiments, *Simulation*, **67(3)** : 171–191.
- Pavan G. (2001), *Etude de sensibilité des propriétés optiques d'une feuille basée sur les plans d'expériences et le modèle PROSPECT*, Mémoire de Mastère, Université Denis Diderot, Paris, p. 31.
- Pearcy R. W. et Valladares F. (1998), *Resource acquisition by plants : the role of crown architecture*, In M. Press, J. Scholes, et M. G. Barker (eds.), *Physiological Plant Ecology*, Blackwell Science, pp 45–67.
- Pierce L. E., Sarabandi K., et Ulaby F. T. (1994), Application of an artificial neural network in a canopy scattering model inversion, *Int. J. Remote Sens.*, **15** : 3263–3270.
- Pillet M. (1997), *Les plans d'expériences par la méthode Taguchi*, Les éditions d'Organisation, Paris, p. 328.
- Pinty B., Gobron N., Widlowski J.-L., Gerstl S. A. W., Verstraete M. M., Antunes M., Bacour C., Gascon F., Gastellu J.-P., Goel N., Jacquemoud S., North P., Qin W., et Thompson R. (2001), The Radiation transfer Model Intercomparison (RAMI) exercise, *J. Geophys. Res.*, **106(D11)** : 11937–11956.
- Pinty B., Verstraete M. M., et Dickinson R. E. (1989), A physical model for predicting bidirectional reflectance over bare soil, *Remote Sens. Environ.*, **27** : 273–287.
- Pinty B. et Verstraete M. M. (1991), Extracting information on surface properties from bidirectional reflectance measurements, *J. Geophys. Res.*, **96(D2)** : 2865–2874.
- Press W. H., Teukolsky S. A., Vetterling W. T., et Flannery B. P. (1992), *Numerical Recipes in Fortran 77 - The art of scientific computing*, Cambridge University Press, p. 973, 2e Edition.
- Prévoit L., Baret F., Chanzy A., Oliosio A., Wigneron J.-P., et al. (1998), Assimilation of multi-sensor and multi-temporal remote sensing data to monitor vegetation and soil : the Alpilles-ReSeDA project, In *Proc. 18th Int. Geosci. Remote Sens. Symp. IGARSS'98*, Seattle (WA), USA.

- Price J. C. (1975), Information content of Iris spectra, *J. Geophys. Res.*, **80(15)** : 1930–1936.
- Price J. C. (1990), On the information content of soil reflectance spectra, *Remote Sens. Environ.*, **33** : 113–121.
- Price J. C. (1992), Variability of high-resolution crop reflectance spectra, *Int. J. Remote Sens.*, **13(14)** : 2593–2610.
- Privette J. L., Eck T. F., et Deering D. W. (1997), Estimating spectral albedo and nadir reflectance through inversion of simple brdf models with AVHRR/MODIS-like data, *J. Geophys. Res.*, **102(D24)** : 29529–29542.
- Privette J. L., Emery W. J., et Schimel D. S. (1996a), Inversion of a vegetation reflectance model with NOAA AVHRR data, *Remote Sens. Environ.*, **58** : 187–200.
- Privette J. L., Myneni R. B., Emery J. W., et Hall F. G. (1996b), Optimal sampling conditions for estimating grassland parameters via reflectance model inversions, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **34(1)** : 272–284.
- Privette J. L., Myneni R. B., Tucker C. J., et Emery W. J. (1994), Invertibility of a 1-D discrete ordinates canopy reflectance model, *Remote Sens. Environ.*, **48** : 89–105.
- Qiu J., Gao W., et Lesht B. (1998), Inverting optical reflectance to estimate surface properties of vegetation canopies, *Int. J. Remote Sens.*, **19(4)** : 641–656.
- Rahman H. et Dedieu G. (1994), SMAC - A simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum, *Int. J. Remote Sens.*, **15(1)** : 123–143.
- Rahman H., Pinty B., et Verstraete M. M. (1993), Coupled Surface-Atmosphere Reflectance (CSAR) model. 2. semi-empirical surface model usable with NOAA Advanced Very High Resolution Radiometer data, *J. Geophys. Res.*, **98** : 20791–20801.
- Renders J.-M. et Flasse S. (1996), Hybrid methods using genetic algorithms for global optimizations, *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, **26(2)** : 243–258.
- Rosenberg N. J., Blad B. L., et Verma S. B. (1983), *Microclimate : the biological environment*, Wiley (Interscience), New-York, p. 495, 2e Edition.
- Ross J. et Marshak A. (1989), The influence of leaf orientation and the specular component of leaf reflectance on the canopy bidirectional reflectance, *Remote Sens. Environ.*, **27** : 251–260.
- Ross J. (1975), *Radiative transfer in plant communities*, In *Vegetation and the Atmosphere*, J. L. Monteith, pp 13–55.
- Ross J. (1981), *The radiation regime and architecture of plant stands*, Dr W. Junk, p. 390.
- Saltelli A., Chan K., et Scott E. M. (2000), *Sensitivity analysis*, Wiley, Chichester, p. 475.
- Saltelli A. (1999), Sensitivity analysis : could better methods be used?, *J. Geophys. Res.*, **104(D3)** : 3789–3793.
- Sandmeier S., Müller C., Hosgood B., et Andreoli G. (1998), Sensitivity analysis and quality assessment of laboratory BRDF data, *Remote Sens. Environ.*, **64** : 176–191.
- Schimmerling P., Sisson J. C., et Zaïdi A. (1998), *Pratique des plans d'expériences*, coll. Tec & Doc, Lavoisier, Paris, p. 527.

- Sellers P. J. (1989), *Vegetation-canopy spectral reflectance and biophysical processes*, In G. Asrar (ed.), *Theory and applications of optical remote sensing*, pp 297–335.
- Sinoquet H. et Andrieu B. (1993), *The geometrical structure of plant canopies : characterization and direct measurements methods*, In *Crop structure and light microclimate - characterization and applications*, INRA, pp 131–158.
- Smith J. A. (1993), Lai inversion using a back-propagation neural network trained with a multiple scattering model, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **31** : 1102–1106.
- Smith M. (1992), *Mapping sparse vegetation canopies*, Rapport technique ISE/92/12, European Commission.
- Solheim I., Engelsen O., Hosgood B., et Andreoli G. (2000), Measurement and modeling of the spectral and directional reflection properties of lichen and moss canopies, *Remote Sens. Environ.*, **72** : 78–94.
- Solheim I., Hosgood B., Andreoli G., et Piironen J. (1996), *Calibration and characterization of data from the European Goniometric Facility*, Rapport technique EUR17268EN, European Commission, p. 38.
- Solheim I. (1998), *Bidirectional and spectral reflectance properties of the Cladina stellaris and Flavocetraria nivalis lichens and the Racomitrium lanuginosum moss*, Thèse de doctorat, Université de Tromsø, Norvège, p. 169.
- Stéphan Y. (1996), *Approches neuronales de l'inversion. Application à la tomographie acoustique*, Thèse de doctorat, Centre National des Arts et Métiers, p. 1999.
- Stokes G. G. (1862), On the intensity of the light reflected from or transmitted through a pile of plates, In *Proc. Roy. Soc. Lond.*, Vol. 11, pp 545–556.
- Stolarski R. S., Krueger A. J., Schoeberl M. R., McPeters R. D., Newman P. A., et Alpert J. C. (1986), Nimbus 7 SBUV/TOMS measurements of the springtime Antarctic ozone decrease, *Nature*, **322** : 808–811.
- Stoner E. R. et Baumgardner M. F. (1981), Characteristic variations in reflectance of surface soils, *Soil Sci. Soc. Am. J.*, **45** : 1161–1165.
- Strahler A. H. et Jupp D. L. B. (1990), Modeling bidirectional reflectance of forests and woodlands using boolean models and geometric optics, *Remote Sens. Environ.*, **34** : 153–166.
- Suits G. H. (1972), The calculation of the directional reflectance of a vegetative canopy, *Remote Sens. Environ.*, **2** : 117–125.
- Tanré D., Deroo C., Duhaut P., Herman M., Morcrette J. J., Perbos J., et Deschamps P.-Y. (1986), *Simulation of the satellite signal in the solar spectrum (5S)*, Rapport technique, Laboratoire d'Optique Atmosphérique, p. 115.
- Tarantola A. (1987), *Inverse problem theory. Methods for data fitting and model parameter estimation*, Elsevier Science, p. 613.
- Terashima I. (1989), *Productive structure of a leaf*, In W. R. Briggs (ed.), *Photosynthesis*, New York, pp 207–226.

- Tikhonov A. et Arsenine V. (1976), *Méthodes de résolution de problèmes mal posés*, Editions Mir, p. 202.
- Townshend J. R. G., Huang C., Kalluri S. N. V., Defries R. S., Liang S., et Yang K. (2000), Beware of per-pixel characterization of land cover, *Int. J. Remote Sens.*, **21**(4) : 839–843.
- Tucker C. J. et Garratt M. W. (1977), Leaf optical system modeled as a stochastic process, *Appl. Opt.*, **16**(3) : 635–642.
- Twomey S. A., Bohren C. F., et Mergenthaler J. L. (1986), Reflectance and albedo differences between wet and dry surfaces, *Appl. Opt.*, **25**(3) : 431–437.
- Ustin S. L., Smith M. O., et Adams J. B. (1993), *Remote sensing of ecological processes : a strategy for developping and testing ecological models using spectral mixture analysis*, In J. Ehlinger et C. Field (eds.), *Scaling Physiological Processes : Leaf to Globe*, pp 339–357.
- Ustin S. L., Smith M. O., Jacquemoud S., Verstraete M., et Govaerts Y. (1999), *Geobotany : vegetation mapping for earth sciences*, In A. N. Rencz (ed.), *Remote sensing for the Earth science - manual for remote sensing vol. 3*, pp 189–248, 3rd Edition.
- Vanderbilt D. et Louie S. G. (1984), A Monte Carlo simulated annealing approach to optimization over continuous variable, *J. Comput. Phys.*, **56** : 259–271.
- Vanderbilt V. C., Grant L., et Ustin S. L. (1991), *Polarization of light by vegetation*, In *Photon-vegetation interactions*, R. B. Myneni and J. Ross, pp 194–228.
- Vanderbilt V. C. et Grant L. (1985), Plant canopy specular reflectance model, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **23**(5) : 722–730.
- Vanderbilt V. C., Ustin S. L., et Clark J. (1988), Canopy geometry changes due to wind cause red edge spectral shift, In *Proc. 8th Int. Geosci. Remote Sens. Symp. IGARSS'88*, ESA Publications Division, Edinbourg, Ecosse, 13-16 Septembre 1988.
- van Groenigen J. W. et Stein A. (1998), Constrained optimization of spatial sampling using continuous simulated annealing, *J. Environ. Qual.*, **27** : 1078–1086.
- 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.
- Vermote E. F., Tanré D., Deuzé J.-L., Herman M., et Morcrette J. J. (1997), Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6S : An overview, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **35** : 675–686.
- Verstraete M. M., Pinty B., et Dickinson R. E. (1990), A physical model of the bidirectional reflectance of vegetation canopies. 1. Theory, *J. Geophys. Res.*, **95** : 755–765.
- Verstraete M. M., Pinty B., et Myneni R. B. (1996), Potential and limitations of information extraction on the terrestrial biosphere from satellite remote sensing, *Remote Sens. Environ.*, **58** : 201–214.
- Vigier M. G. (1991), *Pratique des plans d'expériences - Méthodologie Taguchi*, Les éditions d'Organisation, Paris, p. 190.

- Vogt P. (1997), *Bestimmung des Blattflächenindex und der absorbierten, photosynthetisch aktiven Strahlung der Vegetation aus bidirektionalen Reflexionsfaktoren am Oberrand der Pflanzendecke*, Thèse de doctorat, DLR Forschungsbericht 97-25, p. 119, ISSN 0939-2963.
- Walter-Shea E. A., Norman J. M., et Blad B. L. (1989), Leaf bidirectional reflectance and transmittance in corn and soybean, *Remote Sens. Environ.*, **29** : 161–174.
- Walter-Shea E. A. et Norman J. (1991), *Leaf optical properties*, In *Photon-vegetation interactions*, R. B. Myneni and J. Ross, pp 230–251.
- Weiss M., Baret F., Leroy M., Bégué A., Hautecoeur O., et Santer R. (1999), Hemispherical reflectance and albedo estimates from the accumulation of across-track sun-synchronous satellite data, *J. Geophys. Res.*, **104(D18)** : 22221–22232.
- Weiss M., Baret F., Leroy M., Hautecoeur O., Bacour C., Prévot L., et Bruguier N. (2001a), Validation of Neural Net techniques to estimate canopy biophysical variables from remote sensing data, *Phys. Chem. Earth*, accepted.
- Weiss M., Baret F., Myneni R. B., Pragnère A., et Knyazikhin Y. (2000), Investigation of a model inversion technique to estimate canopy biophysical variables from spectral and directional reflectance data, *Agronomie*, **20** : 3–22.
- Weiss M. et Baret F. (1999), Evaluation of canopy biophysical variable retrieval performances from the accumulation of large swath satellite data, *Remote Sens. Environ.*, **70** : 293–306.
- Weiss M., Troufleau D., Baret F., Chauki H., Prévot L., Oliosio A., Bruguier N., et Brisson N. (2001b), Coupling canopy functioning and radiative transfer models for remote sensing data assimilation, *Agric. For. Meteorol.*, **108** : 113–128.
- Weiss M. (1998), *Développement d'un algorithme de suivi de végétation à large échelle*, Thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, p. 188.
- Welles J. M. (1990), Some indirect methods for estimating canopy structure, *Remote Sens. Rev.*, **5(1)** : 31–43.
- Wessman C. A., Aber J. D., Peterson D. L., et Melillo J. M. (1988), Remote sensing of canopy chemistry and nitrogen cycling in temperate forest ecosystems, *Nature*, **335** : 154–156.
- Xiang Y. et Gong X. G. (2000), Efficiency of generalized simulated annealing, *The American Physical Society*, **62(3)** : 4473–4476.
- Zarco-Tejada P. J., Miller J. R., et Noland T. L. (2001), Scaling-up and model inversion methods with narrow-band optical indices for chlorophyll content estimation in closed forest canopies with hyperspectral data, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, soumis.
- Zarco-Tejada P. J. et Ustin S. L. (2001), Modeling canopy water content for carbon estimates from modis data at land eos validation sites, In *Proc. 21st Int. Geosci. Remote Sens. Symp. (IGARSS'01)*, Sydney, Australie.
- Zhang Y., Tian Y., Knyazikhin Y., Martonchik J. V., Diner D. J., Leroy M., et Myneni R. B. (2000), Prototyping of MISR LAI and FPAR algorithm with POLDER data over Africa, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **38(5)** : 2402–2418.

Résumé

L'inversion de modèles physiques de réflectance semble la méthode la plus pertinente pour caractériser les surfaces végétales en exploitant au mieux les performances de résolution des instruments dédiés à l'observation de la Terre. La capacité de ces modèles à représenter l'interaction de la lumière avec le milieu végétal et, *in fine*, à simuler des réflectances en adéquation avec les mesures, conditionne la qualité d'estimation des variables biophysiques. Ceci a motivé l'intercomparaison de quatre modèles unidimensionnels de réflectance des couverts végétaux (SAIL, KUUSK, IAPI et NADI), couplés au modèle de propriétés optiques des feuilles PROSPECT, au moyen de plans d'expériences numériques. L'étude de sensibilité à six variables et à leurs interactions pour les configurations de POLDER a permis de quantifier leur cohérence. En estimant la dynamique de la réflectance vis-à-vis des variables, la méthodologie développée a ensuite été mise à profit pour déterminer les configurations optimales d'observation, afin de diminuer les ambiguïtés entre variables au cours du processus d'inversion. L'étude a porté sur le modèle PROSAIL, en mode direct comme en inversion sur les mesures EGO96 par l'intermédiaire d'un algorithme de recherche dynamique des directions privilégiées. Les résultats ont révélé qu'un nombre restreint de mesures - entre 10 et 20, en visée oblique autour du plan principal - contraint suffisamment le problème inverse pour l'estimation du LAI (indice de surface foliaire) et de la teneur en chlorophylle. Malgré des formalismes différents, les modèles ont aussi montré leur accord en regard des variables biophysiques estimées sur différentes cultures, à partir de données POLDER acquises lors de la campagne Alpilles/ReSeDA. L'accent porté sur l'erreur d'estimation et sur la corrélation entre variables en inversion, tout en témoignant de la qualité des résultats, a conduit à identifier les principales sources d'incertitudes.

Mots-cles : télédétection, végétation, transfert radiatif, modèles numériques, analyse de sensibilité, plans d'expériences numériques, configurations optimales, facteur de réflectance bidirectionnelle spectrale, étalonnage, problème inverse, estimation, incertitudes.

Abstract

The inversion of canopy reflectance models seems to be the most suitable method to characterize vegetation by exploiting at best the resolution features of Earth observation instruments. The ability of these models to represent the interaction of the electromagnetic radiation with the canopy phytoelements and, *in fine*, to simulate reflectances in adequacy with measurements, conditions the quality of estimation of the biophysical variables. This issue has motivated the intercomparison of four one-dimensional canopy reflectance models (SAIL, KUUSK, IAPI et NADI), coupled with the leaf optical properties model PROSPECT, by means of numerical designs of experiments. Based on the sensitivity analysis of six variables and of their interaction for the POLDER configurations, the approach allowed quantifying their coherence. By assessing the reflectance dynamics with regards to the biophysical variables, the methodology has then been used to address the determination of optimal sampling configurations in prospect to reduce the ambiguities between variables during inversion. The study focused on PROSAIL, in direct mode as well as in inversion on the EGO96 reflectance database with the help of an algorithm that dynamically searches for the favoured viewing directions. Results have revealed that a limited number of measurements - typically 10 to 20, in oblique observations located around the principal plane - sufficiently constrains the inverse problem for the estimation of the LAI (leaf area index) and the chlorophyll content. Despite somewhat different formalisms, the models have also shown to agree in terms of the biophysical variable estimates for different crops, with airborne POLDER data acquired during the Alpilles/ReSeDA campaign. The determination of the estimation error and the correlation between variables at the end of inversion led to identify the main sources of uncertainty while providing a quality criterium of the results.

Keywords : remote sensing, plant canopy, radiative transfer, numerical models, sensitivity analysis, design of numerical experiments, optimal configurations, bidirectional spectral reflectance factor, calibration, inverse problem, estimation, uncertainty.