Université Toulouse III – Paul Sabatier
U.F.R. PCA

THESE

Pour obtenir le grade de
Docteur de l'Université Toulouse III

Ecole doctorale : Science de l'Univers, de l'Environnement et de l'Espace
Spécialité : Télédétection et transfert radiatif

Présentée et soutenue publiquement par

Sylvie DUTHOIT

Le 7 juillet 2006

PRISE EN COMPTE DE L'AGREGATION DES CULTURES DANS LA SIMULATION DU TRANSFERT RADIATIF : IMPORTANCE POUR L'ESTIMATION DE L'INDICE FOLIAIRE (LAI), DE LA PARCELLE AU PAYSAGE

Jury :

Agnès Bégué, CIRAD, Montpellier	Rapporteur
Stéphane Jacquemoud, Professeur de l'Université Paris 7	Rapporteur
J**osé Sobrino**, Professeur de l'Université de Valence, Espagne	Rapporteur
Valérie Demarez, Maître de Conférences, UPS ToulouseIII	Directrice de thèse
Jean-Philippe Gastellu-Etchegorry, Professeur UPS Toulouse III	Président du jury
Jean-Louis Roujean, Chargé de Recherche CNRS, CNRM Toulouse.	Examinateur

REMERCIEMENTS

Valérie Demarez m'a encadrée tout au long de cette thèse. Elle a su me laisser libre dans mon travail tout en étant présente à chaque fois que j'en avais besoin. D'une certaine façon, au cours de ces années passées au CESBIO, nous avons avancé ensemble, tant sur le plan scientifique que personnel. Pour tout ça, merci et merci encore.

Merci aux rapporteurs, Agnès Bégué, Stéphane Jacquemoud et Jose Sobrino pour leurs précieux commentaires sur mon travail, et merci aux autres membres du jury, Jean-Louis Roujean qui aura suivi ce travail de bout en bout et Jean-Philippe Gastellu-Etchegorry qui a accepté de présider ce jury.

Je tiens à remercier Mr Menaut de m'avoir accueillie au sein du CESBIO et de m'avoir permis de finir ma thèse dans de bonnes conditions.

Merci à Mr Gay de nous avoir permis d'effectuer des mesures sur les parcelles de l'Ecole Supérieure d'Agriculture de Purpan et à Mr Kummel pour sa disponibilité et les précieuses informations de terrain qu'il nous a fournies.

Merci à Frédéric Baret et Marie Weiss de l'INRA d'Avignon pour leur aide précieuse sur les prises de vues et traitements des photographies hémisphériques avec CAN_EYE.

A l'équipe DART pour le travail d'équipe, et leur aide toujours rapide et efficace : Jean-Philippe, Manu, Alice, Vincent, Claire… et bien d'autres (c'est une équipe qui bouge !).

Merci à l'équipe finlandaise du Finnish Meteorological Institute, Therhikki Manninen, Pekka Voipio, Miina Rautiainen , Pauline Stenberg et Annakaisa Nivakoski pour leur accueil chaleureux en laponie finlandaise lors d'une campagne de mesure dans la forêt de Rovaniemi, ce fut une riche expérience (et le sauna, quel bonheur !) .

L'équipe administrative : Jean-Pierre Champagnac, Monique Britz, Nadia-Louise Manac'h, Stephanie Bruel, Delphine Maria, Catherine Molacek ont toujours été là pour les petits ou gros soucis, c'est précieux….

Merci à tous ceux du labo qui m'ont aidée d'une façon ou d'une autre : Jojo, Patrick Tabeling, François Lavenu, Pierrette Gouaux, Patrick Mordelet, Patricia de Rosnay, Valérie Borrel, François Cabot, Philippe Maisongrande, Richard Escadafal, Catherine Leprieur, Yann Kerr, Gérard Dedieu…

Merci aux copains. Ceux qui ont fait un bout de chemin avec moi, Fred P., Mathias, Yann, Nico, Sébastien, Lionel, Manu, Laurent C., ceux qui n'ont pas encore fini leur chemin, Alice, Maria-Carmen (qui m'a sauvée !), Maria-Jo, Joost, Fred B., Alex, Claire, et puis aussi Laurent K. et Philippe R., pour tout.

A Anne qui a partagé mon bureau et beaucoup, beaucoup plus que ça...

A Valérie Ld parce que je n'oublierai pas les pauses thés-tisanes, les soirées vidéos, le body attack, le tout agrémenté de papotages divers qui, même à la fin de la rédaction d'une thèse, savent réconforter….

Merci à ma famille qui, même sans trop comprendre pourquoi je passais tant de temps dans les champs de maïs, n'a jamais douté de mon intégrité mentale et m'a toujours soutenue… à mes petits trésors, Thomas, Nicolas, Léna et Evan.

A tous les autres, quotidiennement présents, trop nombreux pour les citer, et puis j'ai trop peur d'en oublier…

Enfin, à Renaud, avec qui je commence une belle aventure…

RESUME

L'indice foliaire (LAI) est une variable clé pour l'étude du fonctionnement des surfaces végétales car elle conditionne les échanges de carbone et d'eau avec l'atmosphère. Les méthodes de mesures indirectes fournissent des estimations de LAI à partir de mesures de la fraction de trou *in situ*. Les méthodes d'estimation du LAI par inversion de modèle de réflectance à partir de données satellitaires utilisent généralement des modèles unidimensionnels car ils nécessitent peu de paramètres d'entrée. Dans les deux cas, les modèles reposent sur l'hypothèse que les éléments sont distribués de façon aléatoire au sein du couvert, ce qui est rarement le cas en réalité.

Dans ce contexte, le travail réalisé a pour objectif principal d'évaluer l'apport de l'utilisation d'un coefficient d'agrégation dans la simulation du transfert radiatif de couverts végétaux hétérogènes, en vue d'améliorer les estimations de LAI par inversion de modèles turbides. Dans la première partie du travail, nous avons évalué les estimations de LAI fournies par le logiciel de traitement de photographies hémisphériques CAN_EYE, dont l'intérêt principal est d'estimer le LAI avec ou sans prise en compte de l'agrégation des feuilles. L'évaluation a été réalisée par comparaison avec des mesures destructives effectuées sur des cultures de blé, maïs et tournesol. Les résultats montrent que l'utilisation d'un coefficient d'agrégation permet d'améliorer sensiblement les estimations de LAI. Toutefois, l'analyse suggère que le calcul du coefficient d'agrégation dans CAN_EYE avec la méthode de Lang et Xiang (1986) doit être amélioré. Dans la deuxième partie du travail, nous avons analysé si l'introduction d'un coefficient d'agrégation dans un modèle de réflectance unidimensionnel permettait d'améliorer les simulations de la réflectance bidirectionnelle (FDRB), à l'échelle de la parcelle et du paysage. Pour cela, nous avons pris comme référence des simulations de FDRB issues d'un modèle 3D, le modèle DART (Gastellu et al., 1996). A l'échelle de la parcelle, nous avons montré l'intérêt du coefficient d'agrégation pour simuler la FDRB d'une parcelle de maïs dans la bande spectrale du rouge. Dans le PIR, l'utilisation d'un modèle unidimensionnel donne de meilleurs résultats. A l'échelle d'un paysage agricole, l'hétérogénéité inter-parcellaire semble être le facteur primordial et sa prise en compte avec un coefficient d'agrégation dans le rouge permet d'améliorer les simulations de la FDRB avec un modèle unidimensionnel. Une étude préliminaire a permis de mettre en évidence que les estimations de LAI par inversion pourraient être sensiblement améliorées si ce coefficient est introduit pour simuler la FDRB dans le visible.

Mots clés : indice foliaire (LAI), inversion, agrégation foliaire, cultures, photographie hémisphérique fraction de trou, logiciel CAN_EYE, FDRB, modèle de transfert radiatif.

ABSTRACT

The leaf area index (LAI) is a key variable involved in many biophysical processes. Indirect measurements methods provide LAI estimations from *in situ* gap fraction measurements. Inversion of reflectance models provides LAI estimations from satellite data with high repetitivity on large areas; the models usually used are one-dimensional because few entry parameters are needed. In both cases, these models assume that the foliage elements are randomly distributed, that is not the case in most of the canopies.

The main objective of this work is to evaluate if the use of a clumping index in radiative transfer models could improve the simulations for heterogeneous canopies, in order to provide better LAI estimations. In the first part of the work, we evaluate LAI estimations provided by the analysis of hemispherical photographs with the CAN_EYE software; it provides LAI estimations assuming leaves randomly distributed or taking into account the canopy heterogeneity with a clumping index. The evaluation is done by comparison with destructive measurements carried out over wheat, maize and sunflower crops. The main results show that the LAI estimations are improved when using the clumping index, but its calculation with the Lang and Xiang method (1986) must be done with great care according to the species. Possible improvements for its calculation are discussed. The second part of the work concerns the analysis of BRDF simulations at field and landscape scales. Taking BRDF simulations with a 3D model as references (the DART model, Gastellu et al., 1996), we show first that the use of a clumping index in a one dimensional reflectance model generally improves field BRDF simulations for a maize canopy in the red spectral band. In the near infra red, we have best results when the canopy is considered as homogeneous. At the landscape scale, the changes in land use seem to be the main factor of heterogeneity and this heterogeneity could be partially taken into account with a clumping factor used to simulate BRDF in the visible spectral band. A preliminary study allows us to conclude that LAI estimations from reflectance models could be improved.

Keywords : leaf area index (LAI), inversion, leaves aggregation, crops, hemispherical photography, gap fraction, CAN_EYE software, BRDF, radiative transfer model.

SOMMAIRE

Acronymes
Symboles

Introduction 1
I.Le transfert radiatif au sein des couverts végétaux - Lien avec leur structure 5
I.1. Le signal radiométrique enregistré par le capteur - Notions principales 5
I.1.1. Réflectance et FDRB 5
I.1.2. Grandeur dérivée: l'albédo 7
I.2. Facteurs determinants la reflectance des couverts 8
I.2.1. Réponse radiométrique au niveau de la feuille 8
I.2.2. Réponse radiométrique au niveau du sol 9
I.2.3. Structure tridimensionnelle des couverts 10
I.3. Différentes méthodes d'estimation du LAI 14
I.3.1. Méthodes de mesures directes 14
I.3.2. Méthodes basées sur la mesure de la fraction de trou *in situ* 15
I.3.3. Approches basées sur le calcul d'indices spectraux 22
I.3.4. Inversion de modèles de réflectance 23
I.4. Conclusion 27

II.Modèles et mesures 29
II.1. Modèles utilisés 29
II.1.1. Le logiciel CAN_EYE 29
II.1.2. Le modèle de transfert radiatif DART 35
II.2. Mesures 44
II.2.1. Mesures de LAI destructif 44
II.2.2. Mesures indirectes de LAI avec la photographie hémisphérique 47
II.2.3. Mesures allométriques 51
II.2.4. Mesures de réflectance de feuilles 52
II.2.5. Mesures de FDRB de sol 53

III.Validité des estimations du LAI issues du logiciel CAN_EYE pour des cultures - Apport du coefficient d'agrégation 55
III.1. Objectifs 55
III.2. Sensibilité de l'estimation du LAI effectif aux conditions de prise de vue 55
III.2.1. Echantillonnage spatial 55
III.2.2. Vues de dessus, vues de dessous 59
III.3. Comparaison du LAI estimé par Can_eye avec les mesures destructives 62
III.3.1. LAI effectif 62
III.3.2. Estimation du LAI vrai à partir de la fraction de trou directionnelle 65
III.3.3. Validité de l'inversion lors des estimations du LAI vrai 65
III.3.4. Estimation du coefficient d'agrégation et du ALA 67
III.3.5. Estimation du LAI vrai à partir de la fraction de trou mesurée à 57.5° 68
III.4. Evaluation de la validité des calculs du coefficient dans CAN_EYE 69
III.4.1. Estimation d'un nouveau coefficient d'agrégation à partir des mesures 69
III.4.2. Evolution du coefficient d'agrégation λ^{MES} 71
III.4.3. Comparaison de λ^{MES} et λ^{CAN_EYE} 72
III.5. Conclusion 73

IV.Apport de l'introduction d'un coefficient d'agrégation dans un modéle 1D de transfert radiatif a l'echelle d'une parcelle de maïs 75
IV.1. Objectifs 75
IV.2. Méthodologie 75
IV.2.1. Construction des maquettes 3D 75
IV.2.2. Construction des maquettes 1D 77
IV.2.3. Construction des maquettes 1D agrégé 77
IV.2.4. Simulations de FDRB et d'albédo 77
IV.3. Résultats 79
IV.3.1. Simulation de la fraction de trou directionnelle 79
IV.3.2. Maquettes 3D 80
IV.3.3. Coefficient d'agrégation λ_{DART} 81
IV.3.4. Simulations des FRDB 3D 82
IV.3.5. Simulations en 1D et 1D agrégé- Ecarts par rapport au 3D 86
IV.3.6. Effet de l'anisotropie du sol 96
IV.3.7. Variation de λ en fonction de φv ? 101
IV.4. Conclusion 104

V.Prise en compte des hétérogénéités à l'échelle d'un paysage agricole 106
V.1. Contexte et Objectifs 106
V.2. Méthodologie 107
V.3. Paysage agricole à l'echelle d'un pixel basse résolution 108
V.3.1. Différents degrés d'hétérogénéité 108
V.3.2. Résultats 110
V.3.3. Impact sur les estimations de LAI 114
V.4. Paysage agricole à l'echelle d'un pixel moyenne resolution 114
V.4.1. Différents degrés d'hétérogénéité 114
V.4.2. Résultats 115
V.4.3. Impact sur les estimations de LAI 118
V.5. Conclusion 119

Conclusions – Perspectives 120

Références bibliographiques 124

Annexes 139

ACRONYMES

ALA : Average Leaf Angle

AMAP : BotAnique et BioinforMatique de l'Architecture des Plantes

AVHRR : Advanced Very High Resolution Radiometer

CESBIO : Centre d'Etudes Spatiales de la BIOsphère

CIRAD : Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement

DART : Discrete Anisotropic Radiative Transfer

ESAP : Ecole Supérieure d'Agriculture de Purpan

fABSR : fraction de rayonnement absorbé

fAPAR : fraction de rayonnement photosynthétiquement actif absorbé

FDRB : Fonction de Distribution de la Réflectance Bi-directionnelle

fINCR : : fraction de rayonnement incident

fINTR : fraction de rayonnement intercepté

FRD : Facteur de Réflectance Directionnel

GLA : Gap light Analyzer

GMES : Global Monitoring for Environment and Security

HRV : High Resolution Visible

INRA : Institut national de Recherche Agronomique

LAD : Leaf Angle Distribution

LUT : Look-Up Table

MODIS : Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer

MSAVI : Modified Soil-Adjusted Vegetation Index

NDVI : Normalized Difference Vegetation Index

PIR : Proche Infra-Rouge

POLDER : Polarization and Directionality of the Earth's Reflectances

RMSE : Root Mean Square Error

SAIL : Scattering from Arbitrary Inclined Leaves

SARVI : Soil and Atmospherically Resistant Vegetation Index

SAVI : Soil-Adjusted Vegetation Index

SEVIRI : Spinning Enhanced Visible and Infra-Red Imager

SLA : Specific Leaf Area

SPOT : Satellite pour l'Observation de la Terre

SSF : Surface Spécifique des Feuilles

TRAC : Tracing Radiation and Architecture of the Canopies

SYMBOLES

Ω_s : direction solaire d'éclairement

Ω_v : direction de visée

Ωf : direction de la normale à la feuille

θs : angle zénithal solaire

θv : angle zénithal de visée

φs : angle azimutal solaire

φv :angle azimutal de visée

ΔL : épaisseur de couche de végétation

λ : coefficient d'agrégation du couvert végétal

λmax : écart entre le λ de valeur maximale et le λ de valeur minimale

λ_0 : λ au nadir

a : pente au point d'inflexion

b : point d'inflexion

P_0 : fraction de trou

J : fonction coût

LAI : indice foliaire

ALA : angle moyen d'inclinaison foliaire

$f(j,\Omega_s \rightarrow \Omega_v,\Omega_f)$: fonction de diffusion d'une feuille de normale,Ω_f dans une cellule de type j

$\frac{gf(j,\Omega_f)}{2\pi}$: fonction de distribution angulaire foliaire ou LAD

$G(j, \Omega s) = G(\theta,\varphi)$: fraction de surface foliaire efficace selon Ωs

$P(\Omega s, \Omega v)$: fonction de phase

μf :densité de surface foliaire en m-1

$W_{int}(\Omega_s)$: énergie interceptée par une cellule de végétation selon Ωs

$W_{diff}(\Omega_v)$: énergie diffusée par une cellule dans la direction Ωv

$W_{BOA,dir}(\Omega s)$: rayonnement solaire direct éclairant le paysage

B_0 : terme empirique décrivant l'amplitude du hot spot

h : paramètre de rugosité

ω : albédo de simple diffusion

ψsv : angle entre la direction incidente et de sortie du rayonnement

b1, c1, b2, c2 : termes empiriques de la fonction de phase des particules P

INTRODUCTION

La biosphère continentale constitue une composante majeure du système climatique. Les surfaces végétales en particulier interagissent avec l'atmosphère par l'intermédiaire des processus gouvernant les flux d'énergie, d'eau et de carbone. Comprendre comment ces surfaces répondent aux changements globaux et comprendre quel est leur rôle dans la régulation des cycles de l'eau et du carbone sont des problématiques majeures.

Les surfaces végétales sont souvent caractérisées par des paramètres biophysiques comme l'indice de surface foliaire (LAI), la fraction de couverture végétale ou la concentration en chlorophylle, car ces variables contrôlent et sont contrôlées par les processus principaux impliqués dans le fonctionnement de la surface. Parmi ces variables, le LAI, défini comme étant la demi surface totale de feuillage par m² de sol (Chen and Black, 1992), est une variable clé car elle intervient dans de nombreux processus tels que l'interception du rayonnement, la photosynthèse, l'évapotranspiration ; elle conditionne donc les échanges des flux de carbone et d'eau avec l'atmosphère. Avoir accès à des estimations précises du LAI sur de nombreux types de couverts végétaux est donc primordial pour une grande partie de la communauté scientifique (Morisette et al. 2006).

De nombreuses méthodes de mesures directes et indirectes de LAI *in situ* ont été développées (cf. les revues des différentes méthodes dans Ross, 1981; Gower et al., 1999 ; Kussner et Mosandl, 2000 ; Jonckeere et al, 2004 ; Weiss et al, 2004). Les méthodes directes, basées sur des mesures destructives, sont coûteuses en temps et fastidieuses. Néanmoins, elles demeurent indispensables pour l'évaluation des méthodes indirectes. Les méthodes indirectes qui utilisent des capteurs optiques sont non destructives et plus rapides ; elles permettent donc un échantillonnage spatial et temporel plus important. Quel que soit le capteur utilisé, le LAI est estimé à partir de mesures de la fraction de trou ; le modèle généralement utilisé en mode inverse est le modèle de Poisson (Monsi et Saeki, 1953 ; Welles et Norman, 1991), qui suppose que les feuilles sont opaques et distribuées de façon aléatoire à l'intérieur du couvert. Cette hypothèse est valide pour les couverts homogènes (Levy et Jarvis, 1999) mais pas pour les couverts présentant une structure agrégée (Nilson, 1971, Lemeur et Black, 1974,

Baldocchi et Collineau, 1994), ce qui est le cas pour de nombreux types de couverts, comme les forêts de résineux et les cultures en rangs par exemple.

Les mesures de LAI *in-situ* ne permettent pas un suivi sur de grandes échelles de temps et leur extrapolation sur des grandes zones est difficile. La télédétection permet d'observer les surfaces continentales à différentes échelles de temps et d'espace. Elle constitue donc un outil privilégié pour leur étude. Ces dernières années, une panoplie de capteurs multispectraux fonctionnant dans le domaine solaire (400-2500 nm) a vu le jour. AVHRR/NOAA, VEGETATION/SPOT, POLDER/ADEOS, MODIS/TERRA-AQUA, SEVIRI/MSG sont des capteurs moyenne et basse résolution (0,3-7km) qui permettent d'assurer une forte répétitivité des observations. Les capteurs haute résolution (1-30m) comme HRV/SPOT, Quickbird, IKONOS sont encore limités en fréquence d'observations. Ces satellites mesurent la réflectance directionnelle de surfaces, à partir desquelles on va chercher à estimer, entre autres, le LAI.

De part la complexité des interactions entre le rayonnement et les surfaces végétales, les relations utilisées pour relier le LAI aux données de télédétection sont souvent établies empiriquement à partir de calculs d'indices de végétation (Rouse et al.,1974 ; Huete 1988 ; Kaufman et Tanre, 1992 ; Qi et al., 1994). Ces relations varient d'un type de végétation à l'autre et sont sensibles à des facteurs perturbateurs comme le sol, l'état de l'atmosphère ou la géométrie de visée, et saturent généralement pour des LAI forts (Baret et Guyot, 1991) ; il est donc difficile d'obtenir des relations générales indépendantes du milieu et des conditions d'acquisition.

L'inversion de modèles de réflectance à partir de données de réflectance directionnelles constitue une alternative intéressante (Goel et Strebel, 1983 ; Myneni et Ross, 1991; Verstraete et al., 1996). Les modèles tridimensionnels (3D) permettent une représentation précise du couvert étudié mais nécessitent un nombre important de paramètres, ce qui rend le procédé d'inversion long et fastidieux. Les modèles unidimensionnels (1D) sont les plus utilisés pour extraire le LAI ; en effet, ils représentent la végétation de manière simplifiée et nécessitent peu de paramètres d'entrée. Cependant, pour la plupart, ils reposent sur l'hypothèse que la végétation est homogène avec des éléments distribués uniformément. Dans la réalité, ceci est rarement vérifié, particulièrement pour les couverts discontinus. Ainsi l'effet de la réflectance du sol sur la réflectance totale du couvert est souvent sous-estimé.

Comment alors prendre en compte simplement la distribution non aléatoire des éléments des couverts végétaux discontinus, afin d'améliorer les estimations de LAI par inversion de modèles turbides ?

Dans cette optique, Kuusk (1995) a introduit un coefficient d'agrégation λ dans un modèle 1D de réflectance (Multispectral Canopy Reflectance Model ; Kuusk, 1994) afin de prendre en compte de manière simple l'agrégation des feuilles du couvert. Ce coefficient permet en effet de mieux décrire la dépendance directionnelle de la fraction de trou au sein des couverts végétaux hétérogènes (Nilson, 1971; Lemeur et Blad, 1974; Chen et Black, 1992). Kuusk a constaté une amélioration dans l'estimation du LAI de couverts agricoles (orge et trèfle) par inversion, due à une meilleure simulation de la variation directionnelle de la réflectance.

Dans ce contexte, le travail réalisé dans cette thèse a pour objectif principal d'évaluer l'apport de l'utilisation d'un coefficient d'agrégation dans la simulation du transfert radiatif de couverts végétaux hétérogènes

Pour répondre à cet objectif, deux approches complémentaires ont été utilisées. Chacune repose sur l'utilisation combinée de mesures de terrain et de modèles :

- La première vise à évaluer l'apport de l'introduction d'un coefficient d'agrégation dans une méthode d'estimation indirecte du LAI de parcelles agricoles. Le LAI est estimé à partir de mesures de fraction de trou du couvert effectuées avec des photographies hémisphériques. Le logiciel de traitement des photographies choisi est le logiciel CAN_EYE dont l'intérêt principal est d'estimer le LAI de deux façons différentes : soit par l'utilisation du modèle de Poisson qui considère les feuilles distribuées uniformément ce qui permet d'avoir une estimation du LAI effectif, soit par l'utilisation du modèle de Poisson modifié qui permet de prendre en compte la disposition non uniforme des éléments du couvert et d'estimer le LAI vrai (Weiss et al, 2004). L'évaluation des estimations fournies par CAN_EYE a été réalisée par comparaison avec des mesures destructives de LAI effectuées sur du maïs, du blé et du tournesol qui présentent des structures différentes. Un suivi saisonnier sur deux années (2004 et 2005) nous a permis d'étudier la sensibilité des mesures aux conditions de prise de vue et de tester la validité des estimations du LAI pour différents stades phénologiques, avec ou sans prise en compte de la distribution non uniforme des éléments du couvert. CAN_EYE est actuellement utilisé par la communauté scientifique (projet VALERI, http://avi1.avignon.inra.fr/valeri/) mais, à notre connaissance, aucune étude confrontant des estimations de LAI issues de ce logiciel avec des mesures destructives n'avaient été publiées.

- La deuxième approche avait pour but d'évaluer l'apport de la prise en compte d'un coefficient d'agrégation pour simuler la réflectance bidirectionnelle et l'albédo de couverts agricoles. Cette étude a été réalisée à l'aide d'un modèle 3D de transfert radiatif, le modèle DART (Gastellu et al., 1996) ; ce modèle simule la réflectance bi-directionnelle (FDRB) et l'albédo pour des milieux présentant différents degrés d'hétérogénéité : du plus simple (1D) au plus complexe (3D). Les simulations ont été effectuées sur une parcelle de maïs ; des mesures de terrain (LAI, mesures allométriques, fraction de trou, réflectance des feuilles) nous ont permis de représenter la parcelle de manière réaliste. Notre étude a été particulièrement axée sur l'intérêt de la prise en compte du coefficient d'agrégation en fonction du stade phénologique, de la géométrie d'éclairement, du domaine spectral considéré et des propriétés optiques du sol.

La fin de ce travail a consisté, de façon préliminaire, à évaluer dans quelle mesure cette hétérogénéité intra-parcellaire était encore intéressante à prendre en compte à l'échelle d'un paysage agricole caractéristique du Sud-Ouest de la France.

Ce manuscrit est organisé en 6 chapitres.

Le chapitre I est consacré aux définitions des principaux paramètres décrivant la structure des couverts végétaux et qui influencent leur FDRB. Les différentes méthodes qui permettent l'estimation du LAI –mesures de terrain ou inversion de modèle de réflectance - sont discutées.

Le chapitre II présente tout d'abord les deux modèles utilisés dans ce travail : le modèle de transfert radiatif DART et le logiciel de traitement des photographies hémisphériques CAN_EYE. Puis les mesures effectuées sur le terrain (mesures destructives de LAI, mesures indirectes de LAI à partir des mesures de fraction de trou effectuées avec la photographie hémisphérique, mesures de réflectance de feuille et de sol) sont présentées.

Le chapitre III présente les résultats de l'analyse de validité des estimations du LAI et du coefficient d'agrégation fournis par CAN_EYE.

Le chapitre IV présente les résultats des comparaisons des FDRBs et albédos 3D, 1D et 1D agrégé effectuées pour un couvert de maïs. L'intérêt de l'introduction d'un coefficient d'agrégation pour simuler la FDRB du couvert agricole avec un modèle 1D est discuté.

Le chapitre V présente des simulations de FDRB effectuées à l'échelle d'un paysage agricole. C'est un travail préliminaire visant à apporter des éléments de réponse sur l'intérêt de la prise en compte du coefficient d'agrégation pour simuler le FDRB à des échelles spatiales plus faibles (moyenne et basse résolution).

I. LE TRANSFERT RADIATIF AU SEIN DES COUVERTS VEGETAUX - LIEN AVEC LEUR STRUCTURE

Le rayonnement solaire réfléchi par les surfaces terrestres est enregistré par de nombreux satellites d'observation de la Terre. Avant d'atteindre le capteur, le rayonnement solaire interagit d'abord avec les constituants de l'atmosphère, puis avec les composants terrestres par des processus d'absorption, de réflexion, de diffusion qui sont fonction des propriétés des éléments rencontrés et de la longueur d'onde considérée. Au niveau du couvert végétal, ce rayonnement va subir des modifications en interagissant avec les éléments du couvert et le sol sous-jacent. Le signal radiométrique mesuré est donc dépendant de la structure du couvert et son analyse permet de nous renseigner sur les propriétés de la surface observée.

Ce chapitre expose tout d'abord les principaux paramètres du couvert végétal qui conditionnent le transfert radiatif au sein des couverts végétaux, et donc qui affectent le signal radiométrique acquis par le capteur ; puis les principales méthodes permettant d'extraire les paramètres biophysiques d'un couvert, à partir de mesures indirectes effectuées sur le terrain ou à partir de mesures de réflectance satellitaire, sont présentées et discutées.

I.1. LE SIGNAL RADIOMETRIQUE ENREGISTRE PAR LE CAPTEUR - NOTIONS PRINCIPALES

I.1.1. Réflectance et FDRB

Le Facteur de Réflectance Directionnelle (FRD) appelé aussi réflectance, mesure la capacité d'une surface à réfléchir l'énergie incidente. Toute surface a un facteur de réflectance directionnelle qui la caractérise et qui est fonction de la longueur d'onde, de la distribution directionnelle de l'éclairement incident et de la direction de visée.

La réflectance bidirectionnelle correspond au cas où les rayonnements incident et réfléchi ont leurs directions respectives spécifiées par une géométrie angulaire qu'on symbolise par les paramètres suivants (Figure I-1) :

- θs : angle zénithal solaire
- φs : angle azimutal solaire
- θv : angle zénithal de visée
- φv : angle azimutal de visée

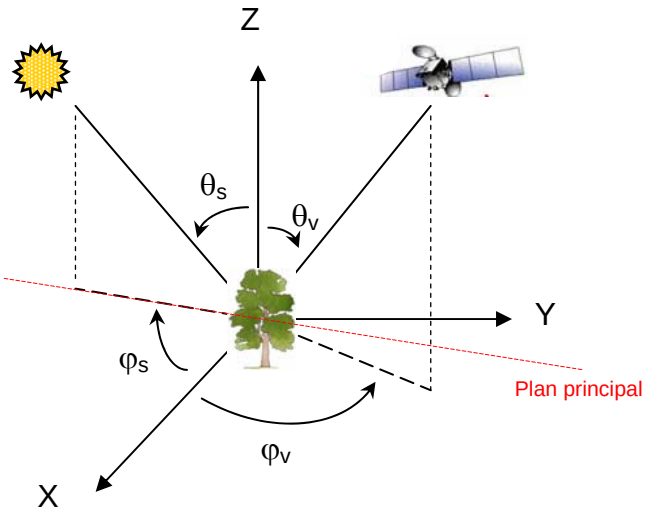


Figure I-1 : schéma indiquant la géométrie d'illumination et d'observation.

On appelle plan principal le plan vertical contenant le soleil et la cible. Le plan perpendiculaire est le plan vertical orthogonal au plan principal.

Une surface est dite lambertienne si sa réflectance ne dépend pas de l'angle de visée ; en réalité, peu de surfaces naturelles sont lambertiennes mais c'est une hypothèse couramment posée lorsque les propriétés directionnelles de la surface sont inconnues.

La FDRB (Fonction de Distribution de la Réflectance Bidirectionnelle) est communément utilisée pour décrire le comportement d'une surface vis à vis de la réflexion lumineuse. Des exemples de FDRB de couverts végétaux mesurées dans le plan principal avec le capteur POLDER (POLarization and Directionality of the Earth's Reflectances) sont présentés Figure I-2.

(a) (b)

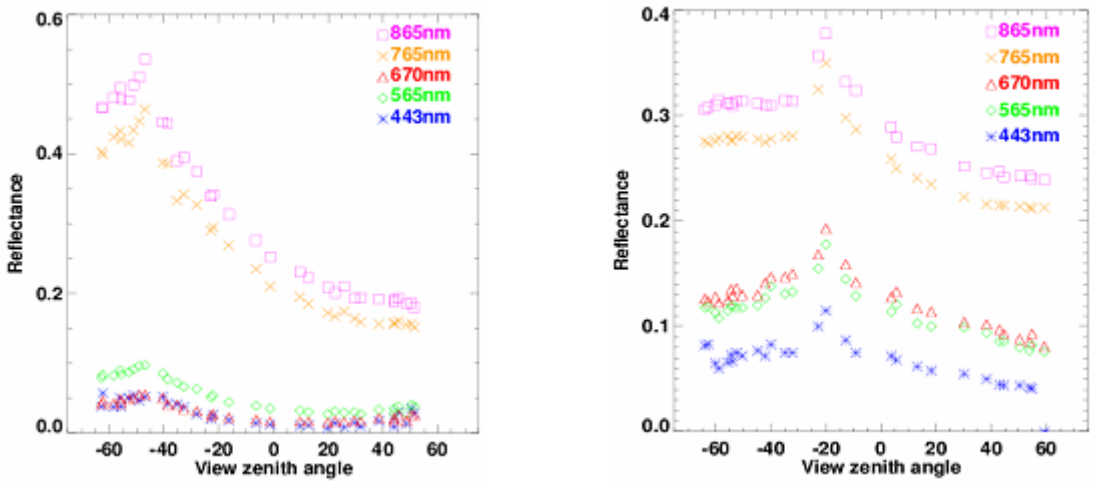


Figure I-2 : FDRBs acquises avec POLDER dans le plan principal, (a) sur une forêt décidue et (b) sur une zone cultivée. Les angles de visée négatifs correspondent aux visées dans la direction du soleil (tiré de http://postel.obs-mip.fr/postel/Produits/Radiation/BRDF/index.fr.php#exemples)

On note tout d'abord un pic de réflectance lorsqu'on observe dans la direction d'éclairement (-45°, Figure 2a et -20° Figure2b), c'est le phénomène du hot-spot. Ce phénomène résulte de l'absence d'ombres observables alors que toutes les parties directement éclairées sont visibles. On peut voir que la largeur et l'amplitude de ce pic, principalement déterminées par la hauteur du couvert et la taille des feuilles, varient suivant les types de couverts observés. On note aussi un minimum de réflectance dans la direction de diffusion avant car les effets d'ombre sont maximaux dans cette direction.

Ces phénomènes sont caractéristiques des FDRB de couverts végétaux relativement denses et sont observés pour de nombreux types de couverts végétaux.

I.1.2. Grandeur dérivée: l'albédo

L'albédo ou réflectance directionnelle-hémisphérique correspond au rapport du flux solaire réfléchi dans toutes les directions sur le flux incident dans une direction donnée. Si l'on intègre cette réflectance directionnelle-hémisphérique sur toutes les directions du flux incident, on obtient la réflectance hémisphérique-hémisphérique aussi appelée albédo sphérique.

L'albédo est un facteur clé intervenant dans le bilan énergétique et radiatif des surfaces terrestres (Liang, 2000); il affecte le climat global de le Terre (Cess, 1978; Dickinson, 1983) en modifiant par exemple les quantités d'énergie absorbées et indirectement l'évaporation des surfaces.

I.2. FACTEURS DETERMINANTS LA REFLECTANCE DES COUVERTS

Les interactions du rayonnement avec le couvert végétal vont déterminer le bilan radiatif du couvert. Ainsi, sa réponse spectrale dépend à la fois des caractéristiques optiques des éléments végétaux qui le composent, de leur organisation spatiale mais aussi des propriétés du sol sous-jacent.

I.2.1. Réponse radiométrique au niveau de la feuille

Tous les spectres de réflectance de feuilles de plantes basses ou d'essences forestières (y compris les aiguilles des conifères) ont la même forme. Les différences se manifestent seulement dans les amplitudes.

La Figure I-3 représente, à titre d'exemple, les spectres de réflectance et de transmittance de feuilles de chêne du visible au proche infra rouge pour différents stades phénologiques.

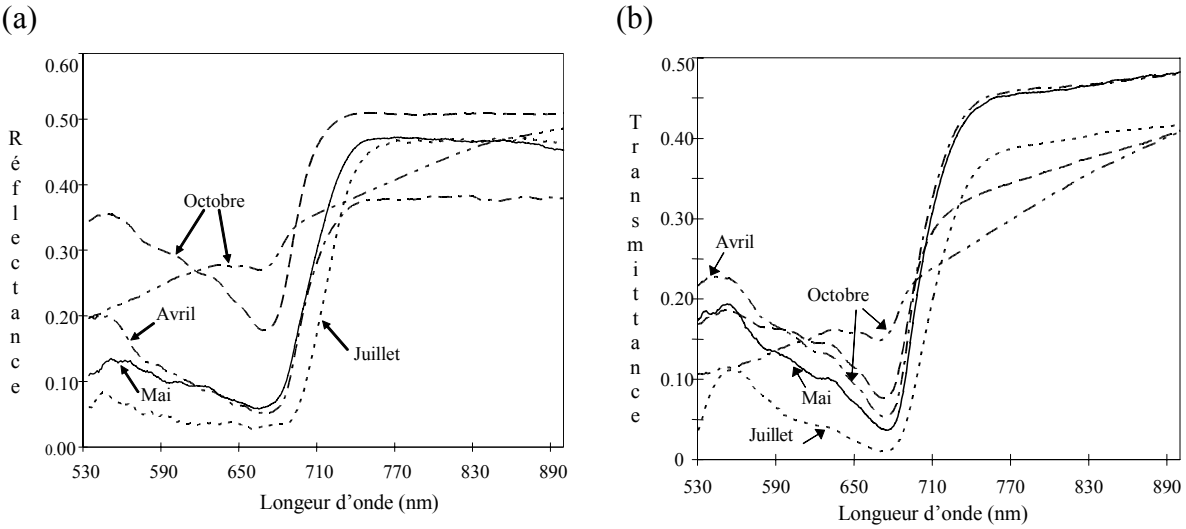


Figure I-3 : Spectre de réflectance (a) et transmittance (b) d'une feuille de chêne au nadir du visible au proche infra-rouge (Demarez et al., 1997).

Dans le visible (530-680 nm), les feuilles chlorophylliennes matures (Juillet), ont une faible réflectance et une très faible transmittance. La majeure partie du rayonnement reçu est absorbée par les pigments foliaires. Dans le proche infrarouge (780-890 nm), les pigments foliaires, ainsi que la cellulose qui constitue les parois cellulaires, sont transparents. C'est pourquoi la quantité de rayonnement qui est absorbée par la feuille est très faible (environ 10 %). La réflectance passe ainsi brutalement de quelques pour cent à près de 50 %. Le niveau du "plateau de réflectance " dépend de la structure anatomique interne des feuilles.

Les propriétés optiques des feuilles sont affectées par l'âge de la feuille. Lors de la sénescence par exemple (Octobre), la disparition des pigments chlorophylliens et leur remplacement par des pigments bruns entraîne un fort accroissement de la réflectance dans le visible.

I.2.2. Réponse radiométrique au niveau du sol

Le spectre de réflectance d'un sol est généralement caractérisé par une augmentation progressive de la réflectance du visible à l'infra rouge (Figure I-4).

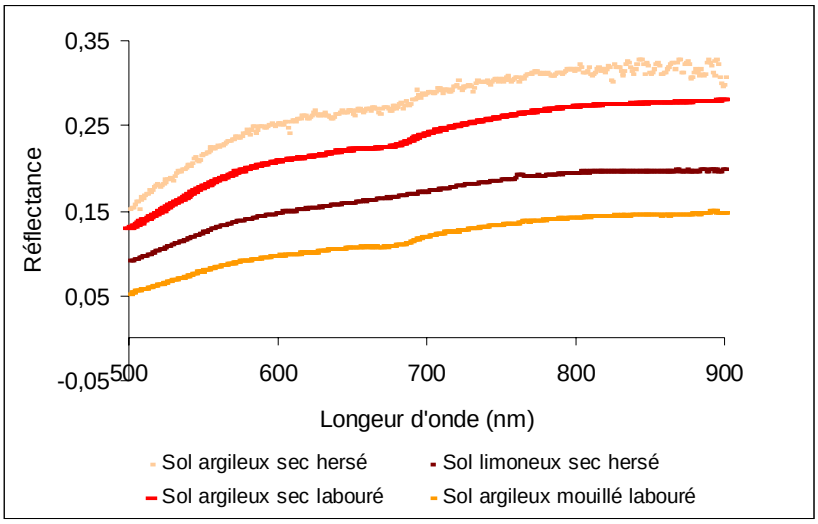


Figure I-4 : Spectres de réflectance au nadir d'un sol limoneux sec hersé et argileux pour différents états de surface, du visible au proche infra rouge. Spectres mesurés dans le Sud-Ouest de la France (par Duthoit en 2005).

Les propriétés optiques des sols sont reliées à leur contenu en eau, à leur composition minérale et organique, à la taille des particules qui les composent et à la géométrie de mesure (angle solaire et de visée).

Une augmentation de l'humidité du sol entraîne une baisse de la réflectance sur tout le spectre (Figure I-4, sol sec et mouillé). La réflectance d'un sol dépend également des dimensions des particules qui le constituent. Plus les particules sont fines, plus la réflectance est élevée pour un type de sol donné. En effet, lorsque les particules sont très fines, elles ont tendance à former une surface unie avec peu d'aspérités alors que lorsqu'elles sont plus grosses, il existe des aspérités qui jouent alors le rôle de pièges à lumière. Ainsi, la réflectance d'un sol diminue sur tout le domaine spectral lorsque sa rugosité augmente. Sur la Figure I-4, on note que le sol limoneux sec hersé est moins réfléchissant que le sol argileux pour le même

état de surface car il est moins rugueux. De la même façon, le sol labouré présente une réflectance moins élevée que le même sol hersé car les effets d'ombre crées par les agrégats sont plus importants.
Le maximum de réflectance est observé dans la direction du hotspot lorsque les ombres ne sont pas visibles. Ainsi un sol nu n'est pas un diffuseur lambertien.

La contribution du sol au signal radiométrique total d'un couvert végétal est directement liée aux propriétés optiques et structurales du couvert sus-jacent.

I.2.3. Structure tridimensionnelle des couverts

Norman et Campbell (1989) définissent la structure des couverts végétaux comme l'organisation spatiale des différents organes de la végétation, c'est à dire la distribution des positions, orientation et forme de ces différents organes. Dans le domaine optique, les feuilles sont les principales surfaces interagissant avec le rayonnement, c'est pourquoi on portera ici un intérêt particulier à la structure du feuillage.
Cette structure du feuillage peut être caractérisée par quatre facteurs principaux : l'indice de surface foliaire (LAI), la distribution spatiale des surface foliaires, l'orientation angulaire des feuilles et la dispersion des feuilles.

I.2.3.1. Le LAI

La quantité de feuilles d'un couvert végétal est classiquement décrite par son indice de surface foliaire ou Leaf Area Index (LAI), paramètre primordial dans le transfert radiatif puisqu'il est la principale source d'interaction avec le rayonnement solaire.
Le LAI a tout d'abord été défini comme la surface totale d'une face des feuilles par unité de surface du sol (Watson 1947). Cette définition ne convient plus dès lors que les feuilles ne sont pas plates comme les aiguilles de conifères par exemple. De nombreuses études définissent alors le LAI comme la projection de surface foliaire au sol (Smith, 1991 ; Bolstad et Gower, 1990). Ces deux définitions peuvent amener à des résultats différents selon la forme des feuilles (sphères, cylindres). Chen et Black suggèrent alors en 1992 d'abandonner la définition basée sur la projection au sol, trop dépendante de la forme des objets, et propose une définition du LAI qui correspond à la moitié de la surface foliaire interceptrice développée par unité de surface du sol.

Ce paramètre couramment exprimé en m² de feuilles par m² de sol est sans dimension. Il ne dépend pas des inclinaisons, orientations et éventuelles superpositions foliaires. Si l'on considère les autres éléments du couvert (tiges, troncs, fleurs etc..), on parlera plutôt de Plant Area Index (PAI).

Les valeurs de LAI sont très variables d'un couvert à l'autre, de 0 pour un sol nu, pouvant dépasser 15 pour des forêts tropicales très fermées ou des forêts de conifères (Schulze, 1982) ; elles atteignent rarement plus de 8 dans nos forêts tempérées et varient par exemple de 2 à 4 pour des cultures annuelles (Beadle, 1993).

I.2.3.2. La densité foliaire

La densité foliaire correspond à l'indice foliaire par unité de volume végétal considéré. Dans un couvert supposé homogène horizontalement, elle dépendra seulement de la hauteur du couvert, et décrit ainsi le profil vertical de la surface de feuilles. On observe généralement des profils de densité du LAI dans les couverts. Sinoquet et Bonhomme (1989), ont observé que pour un couvert de maïs, suivant le stade considéré, le maximum de densité foliaire se situe à une hauteur de 40% à 70% de la hauteur totale des pieds. Les variations de LAI dans le plan horizontal peuvent aussi être importantes (Myneni et al., 1986; Ross, 1981; Sinoquet et al., 1991) Ces variations sont principalement dues à l'agencement des feuilles autour des tiges qui entraîne une densité foliaire plus importante au niveau des rangs que des inter rangs.

I.2.3.3. L'orientation des feuilles

L'orientation des feuilles détermine en grande partie la surface réellement réceptrice du rayonnement, c'est donc un paramètre de structure primordial. Les feuilles d'un couvert peuvent avoir des inclinaisons variables selon l'espèce et les contraintes du milieu (lumière disponible, stress hydrique..). L'orientation des feuilles d'un couvert peut être décrite par une distribution statistique correspondant à la répartition des éléments foliaires suivant l'inclinaison et l'azimut de la normale à la feuille. Six distributions standard couramment nommées Leaf Angle Distribution (LAD) (de Witt, 1965) ont été définies:

- planophile : les feuilles horizontales y sont les plus fréquentes (couvert de soja par exemple),
- érectophile : les feuilles dressées sont les plus fréquentes (céréales),
- plagiophile : les feuilles inclinées à 45° sont les plus fréquentes (vigne),
- extremophile : les feuilles ont deux orientation possibles : horizontale et verticale,

- 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 celle qu'auraient des feuilles placées à la surface d'une sphère.

La Figure I-5 présente la densité de probabilité pour tous les angles d'inclinaison foliaire pour chacune de ces six distributions.

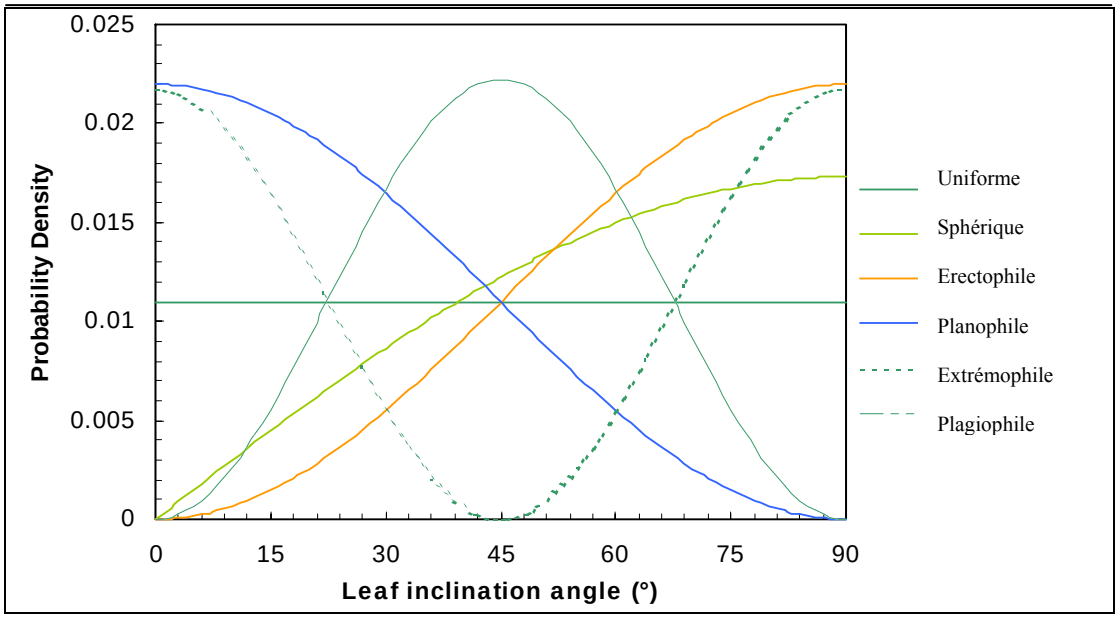


Figure I-5 : densité de probabilité des angles d'inclinaison foliaires pour chacune des six distributions standards définies par de Witt (1965).

D'autres expressions continues ont été proposées pour décrire ces six distributions de base. Dans la distribution beta (Goel et Strebel, 1984) l'inclinaison foliaire dépend d'une fonction gamma et de deux paramètres μ et υ qui sont reliés à l'angle moyen d'inclinaison foliaire (ALA, Average Leaf Angle) et à son moment d'orde 2. Campbell (1986, 1990) a généralisé la distribution sphérique à deux paramètres en introduisant la distribution d'inclinaison ellipsoïdale. Elle suppose que la distribution angulaire des surfaces des feuilles est celle qu'auraient des feuilles placées à la surface d'une ellipse. La caractérisation de cette distribution ne nécessite que la connaissance de l'angle moyen d'inclinaison des feuilles ALA, ce qui la rend facile d'utilisation. La distribution elliptique (Kuusk, 1995) est une généralisation de cette distribution ellipsoïdale par introduction de l'angle modal d'inclinaison des axes principaux de l'ellipse θ_m. L'excentricité de l'ellipse ξ détermine la forme de la distribution. θ_m et ξ sont reliés au ALA et à la variance de l'inclinaison solaire.

L'inclinaison et l'azimut sont souvent supposés indépendants et on considère en général que la distribution azimutale est uniforme. Certaines études ont validé cette hypothèse de distribution azimutale uniforme (Drouet et Moulia, 1997), mais elle ne semble pas être valable pour tous les types de couverts. Lemeur (1973) et Girardin et Tollenaar (1992, 1994) ont conclu que, dans le cas du maïs, les feuilles présentaient une préférence marquée pour les directions azimutales perpendiculaires aux rangs. Steven et al (1993) ont observé un réarrangement au cours d'une même journée dans le cas du tournesol qui est une plante héliotrope.

Les estimations du LAD des couverts sont peu disponibles car difficiles à mesurer et les données sont parfois contradictoires dans la littérature. Pour un couvert de maïs par exemple, Guyot (1997) estime que le LAD est plagiophile, España et al. (1999) ont conclu que le LAD était érectophile alors que Antunes et al. (2001) ont mesuré un LAD sphérique.

I.2.3.4. La dispersion des feuilles

Les feuilles d'un couvert végétal sont rarement distribuées de manière aléatoire. Cette dispersion non aléatoire des feuilles est due à l'agrégation naturelle des feuilles le long des troncs, branches, tiges, mais aussi à l'arrangement particulier des plants (plantation en rangs par exemple). La dispersion traduit l'agencement des feuilles du couvert, il conditionne la distribution du rayonnement et la manière dont il s'atténue dans le couvert végétal.
La dispersion peut être mesurée directement par la méthode du point quadrat (Warren-Wilson, 1963). Cette méthode consiste à insérer une longue et fine aiguille dans le couvert végétal et à compter le nombre de contacts avec les éléments foliaires. La variance relative de la fréquence de contacts renseigne sur la dispersion foliaire. On distingue trois types de dispersion : dispersion agrégée, dispersion régulière et dispersion uniforme (Figure I-6).

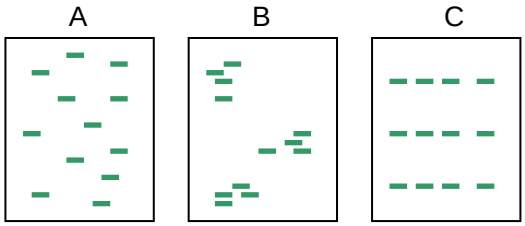


Figure I-6 : Dispersion spatiale du feuillage. A : dispersion uniforme, B ; dispersion agrégée et C : dispersion régulière.

La mesure directe de cette caractéristique architecturale étant assez fastidieuse, l'arrangement spatial des feuilles est souvent supposé aléatoire. Pourtant de nombreux couverts végétaux semblent ne pas satisfaire cette supposition: une dispersion régulière a été

observée dans le cas de la vigne (Bonhomme, 1974) et du coton (Fukai et Loomis, 1976), alors que certains couverts comme la pomme de terre (Bonhomme et Chartier, 1972), la canne à sucre (Bonhomme, 1974) et le maïs (Bonhomme et Chartier, 1972; Prévot, 1985) ont montré des dispersions agrégées. De plus, certaines études ont montré une variation de l'agrégation le long de l'axe vertical dans le cas du maïs (Prévot, 1985).

I.3. DIFFERENTES METHODES D'ESTIMATION DU LAI

Une revue détaillée des différentes méthodes existantes est disponible dans Jonckheere et al. (2004).

I.3.1. Méthodes de mesures directes

I.3.1.1. Collecte des feuilles

I.3.1.1.1. Méthode non destructive : le recueil de litière

Le recueil de litière est une méthode non destructive. Elle consiste à recueillir la litière pendant la chute des feuilles avec des « pièges à litière » de surface donnée, placés sous le peuplement à mesurer. Cette méthode n'est donc applicable qu'à des forêts de feuillus. Son principal inconvénient est de ne fournir qu'une estimation de l'indice de surface foliaire maximum atteint par la végétation, elle ne permet donc qu'un suivi temporel à l'échelle interannuelle (Bréda, 1994).

I.3.1.1.2. Méthode destructive : collecte sur pieds

Les feuilles sont directement prélevées sur le peuplement à mesurer. Si la densité du peuplement est connue (forêt ou culture par exemple), toutes les feuilles d'un (ou plusieurs) individu(s) peuvent être recueillies afin d'obtenir une surface moyenne par individu et d'en déduire le LAI du peuplement (m² feuilles/m² de sol) ; dans le cas d'une prairie par exemple, on choisira plutôt de prélever toutes les feuilles sur une surface donnée et de ramener cette valeur à un m² de surface au sol.

Cette méthode permet un suivi temporel intra-annuel du LAI si des mesures sont répétés au cours d'une même saison de végétation. Elle est difficile à mettre en œuvre en milieu forestier car le volume végétal à considérer est important.

I.3.1.2. Détermination de la surface foliaire

Après la collecte de feuilles, la surface foliaire est le plus souvent déterminée par planimétrie ou gravimétrie. Ces deux méthodes ont été utilisées dans le cadre de cette thèse.

I.3.1.2.1. Planimétrie

La surface de chaque feuille est déterminée directement après passage au planimètre. Cette méthode n'est appliquée que si le volume d'échantillon à planimétrer n'est pas trop important.

I.3.1.2.2. Gravimétrie

La méthode de gravimétrie consiste à relier la surface foliaire d'une espèce à son poids sec par détermination de la surface spécifique des feuilles (SSF en cm²/g). Seule une partie de l'échantillon collecté est passée au planimètre, puis placée dans une étuve (environ pendant 48h à 70°C) et pesé avec une balance de précision. Une fois cette SSF estimée, la totalité de l'échantillon est séché à l'étuve, pesé et sa surface est calculée partir de la SSF du sous-échantillon. La SSF peut varier au sein de chaque espèce le long de la saison de végétation, en fonction de la structure des feuilles.
Cette méthode est très utilisée lorsque le LAI doit être estimé à partir d'un nombre important d'échantillons.

Ces méthodes directes d'estimation du LAI sont coûteuses en temps et en main d'œuvre car, pour être précises, elles nécessitent la collecte d'un grand nombre d'échantillons. Elles ne sont donc pas très appropriées si on veut effectuer un échantillonnage spatial très étendu ou un suivi des variations temporelles de LAI. Elles sont néanmoins indispensables pour la validation et la calibration des méthodes de mesure indirectes.

I.3.2. Méthodes basées sur la mesure de la fraction de trou *in situ*

La fraction de trou, souvent appelée transmittance, est une grandeur qui joue un rôle important dans le bilan radiatif des couverts végétaux. Elle est fortement liée à la structure du couvert. En effet, un rayon lumineux qui traverse un couvert végétal peu développé (caractérisé par un faible LAI) aura une forte probabilité d'atteindre le sol sans être intercepté par les feuilles ; s'il traverse un couvert plus développé, cette probabilité va diminuer.

Plusieurs expressions théoriques ont été développées pour relier la fraction de trou (notée P_0) à la structure du couvert.

I.3.2.1.1. Modélisation de la fraction de trou

Une revue de trois principaux modèles a notamment été donnée par Nilson (1971). Les principes fondamentaux sont brièvement exposés ici.

Le modèle de Poisson

C'est le modèle le plus simple et le plus utilisé. Il repose sur l'hypothèse que les feuilles sont aléatoirement et uniformément distribuées dans le couvert. Il suppose que les feuilles sont opaques et que le milieu est divisé en N couches horizontales indépendantes. Pour N infini, la fraction de trou est décrite par la distribution de Poisson (équation I.1):

$$P_0 = \exp\left[\frac{-G(\theta,\varphi)LAI}{\cos(\theta)}\right] \qquad (I.1)$$

avec $G(\theta,\varphi)$ un facteur géométrique qui correspond à la projection d'une unité de surface de feuille sur le plan perpendiculaire à la direction définie par θ et φ (Nilson, 1971; Ross, 1981). Comme nous l'avons vu précédemment, la distribution des feuilles est rarement uniforme. Un écart par rapport à ce modèle est alors observé. La modélisation de la fraction de trou pour des couverts ayant des distributions foliaires non uniformes est considérée ci après.

Le modèle Binomial :

Il distingue les distributions foliaires régulières et agrégées.

Pour une distribution régulière, le modèle suppose qu'il existe au plus un seul contact rayon-feuille au sein d'une même couche d'épaisseur ΔL. La fraction de trou s'exprime avec le modèle binomial positif comme suit :

$$P_0 = \exp\left[\frac{LAI}{\Delta L} * Ln\left(1 - \frac{G(\theta,\varphi)\Delta L}{\cos(\theta)}\right)\right] \qquad (I.2)$$

Pour une distribution agrégée, le modèle suppose qu'il peut y avoir plus de un contact rayon-feuille par couche. La fraction de trou s'exprime avec le modèle binomial négatif donné dans l'équation I.3 :

$$P_0 = \exp\left[\frac{-LAI}{\Delta L} * Ln\left(1 - \frac{G(\theta,\varphi)\Delta L}{\cos(\theta)}\right)\right] \qquad \text{(I.3)}$$

On note que pour une faible épaisseur de couche ($\Delta L \rightarrow 0$), le modèle binomial tend vers le modèle de Poisson.

Le modèle de Markov

Ce modèle est une généralisation de l'expression de la fraction de trou pour toutes les structures foliaires : uniforme, régulière et agrégée. Contrairement aux autres modèles décrits précédemment, il suppose que les N couches horizontales du couvert sont dépendantes les unes des autres. En effet, la probabilité qu'il y ait un contact rayon-feuille à une couche donnée dépend du fait qu'il y ait déjà eu contact ou non avec la couche précédente. La fraction de trou intégrée sur l'ensemble du couvert est définie comme suit (équation I.4) :

$$P_0 = \left[1 - \frac{G(\theta,\varphi)\Delta L}{\cos(\theta)}\right] * \left[1 - \frac{\lambda G(\theta,\varphi)\Delta L}{\cos(\theta)}\right]^{\frac{LAI}{\Delta L}} \qquad \text{(I.4)}$$

Le paramètre de Markov λ, couramment appelé coefficient d'agrégation, caractérise la dépendance mutuelle entre couches. Si le couvert présente une structure régulière $\lambda>1$, s'il présente une structure agrégée $\lambda<1$, s'il présente une structure uniforme $\lambda=1$.

Le modèle de Markov est souvent utilisé en considérant une épaisseur très petite de ΔL ($\Delta L \rightarrow 0$). La fraction de trou devient alors :

$$P_0 = \exp\left[\frac{-\lambda G(\theta,\varphi)LAI}{\cos(\theta)}\right] \qquad \text{(I.5)}$$

Cette expression est alors très voisine de celle associée au modèle de Poisson mais l'agrégation des feuilles du couvert peut être prise en compte ; elle sera appelée loi de Poisson modifiée dans la suite de ce travail.

I.3.2.1.2. Estimation du LAI à partir de la mesure de fraction de trou

Des méthodes dites « indirectes », qui exploitent les relations entre les paramètres de structure et la fraction de trou, ont été développées ; elles se basent généralement sur l'inversion des modèles précédemment présentés. Chen et Black (1992) suggèrent d'utiliser le terme de « LAI effectif » pour décrire le LAI estimé à partir de mesures optiques de la fraction de trou. En effet, cette appellation suggère que la plupart des modèles utilisés pour estimer le LAI ne prennent pas en compte la distribution non uniforme des éléments du couvert ; le terme « LAI vrai » est donc utilisé lorsque cette distribution est prise en compte.
Il existe à l'heure actuelle différentes techniques de mesures de la fraction de trou ; une revue détaillée de l'ensemble des techniques est disponible dans (Weiss et al., 2004). Nous décrivons brièvement ici les principales méthodes existantes en insistant plus particulièrement sur la photographie hémisphérique car c'est celle que nous avons choisie dans le cadre de ce travail.

LAI-2000 Canopy Analyzer

Le LAI-2000 (Li-Cor, Nebraska, USA ; Welles, 1990) permet de calculer la fraction de trou à partir de mesures de rayonnement diffus au-dessus et au-dessous du couvert simultanément dans cinq angles de visée centrés sur 7, 23, 38, 53 et 68°. Entre une mesure au-dessus et une mesure au-dessous du couvert, la quantité de rayonnement incident doit varier le moins possible pendant les mesures. Les conditions optimales de mesure se rencontrent au lever et coucher du soleil lorsque le ciel est complètement dégagé et que le rayonnement est diffus. Une des principales difficultés de cette méthode est d'effectuer des mesures au-dessus des couverts ; dans le cas de couverts hauts, les mesures sont effectuées dans une zone dégagée qui peut parfois être éloignée, ce qui augmente le risque de variations de la quantité de rayonnement incident, surtout lorsque le ciel est nuageux.
L'estimation du LAI à partir de ces mesures de la fraction de trou avec le LAI-2000 est basée sur la loi de Poisson.

DEMON

Le DEMON (CSIRO, Canberra, Australie) est un instrument de mesure de la transmission directe du rayonnement. L'acquisition des données repose sur la mesure du rayonnement direct en dessous et au-dessus de la végétation pour différentes positions du soleil. Pour

chaque position, la fraction de trou est donnée par le rapport entre le rayonnement transmis et le rayonnement incident direct. L'instrument doit être porté horizontalement par une personne marchant à un pas constant, ce qui peut être très contraignant lorsque le terrain est accidenté. Pour obtenir une valeur de LAI effectif moyenne, il est recommandé d'effectuer la mesure sur le même transect à différentes heures de la journée, c'est à dire pour différents angles solaires et sous un ciel complètement dégagé (rayons directs du soleil).

TRAC

Le TRAC (Tracing Radiation and Architecture of the Canopies, 3rd Wave Engineering, Ontario, Canada, Leblanc et al., 2002) mesure à la fois la fraction de trou de la canopée et la distribution de la taille des trous dans la canopée. Pour la même fraction de trou, la distribution des trous peut être totalement différente. Cette distribution renseigne sur l'architecture de la canopée; elle est utilisée pour quantifier l'effet de l'agrégation du feuillage sur les mesures indirectes de LAI. La déviation observée entre la distribution de la taille des trous mesurée et la distribution théorique de la taille des trous d'un couvert homogène permet d'estimer le degré d'agrégation du couvert (Chen et Cihlar, 1995a). Cet instrument est bien adapté à la mesure du LAI pour des parcelles de conifères mais l'agrégation n'est prise en compte qu'à une échelle plus grande que la pousse (les trous entre les aiguilles sont trop petits). Comme pour le DEMON, un des inconvénients est que les mesures doivent être effectuées plusieurs fois au cours d'une même journée pour avoir une valeur réaliste du LAI du couvert étudié.

Cette méthode a été validée dans de nombreuses études (Chen et Cihlar, 1995a ; Chen, 1996a ; Chen et al., 1997 ; Kucharik et al., 1997). Il est recommandé d'utiliser le TRAC pour estimer la dispersion des feuilles, alors que des instruments ayant une visée hémisphérique comme le LAI 2000 seraient plus appropriés pour étudier la distribution angulaire des feuilles (Chen et al., 1997).

La photographie hémisphérique

Une photographie hémisphérique est une photographie réalisée avec un objectif « fish-eye » dont le champ de vue est de 180° en zénith et de 360° en azimut ; l'échantillonnage directionnel est donc supérieur à celui associé aux capteurs tels que le LAI 2000 ou le TRAC mentionnés plus haut. La fraction de trou est calculée à partir d'une image binaire où chaque pixel est classé en trou ou végétation. Les photos peuvent être réalisées par-dessus ou par-

dessous le couvert, ce qui permet de caractériser aussi les couverts peu développés comme les cultures (Figure I-7).

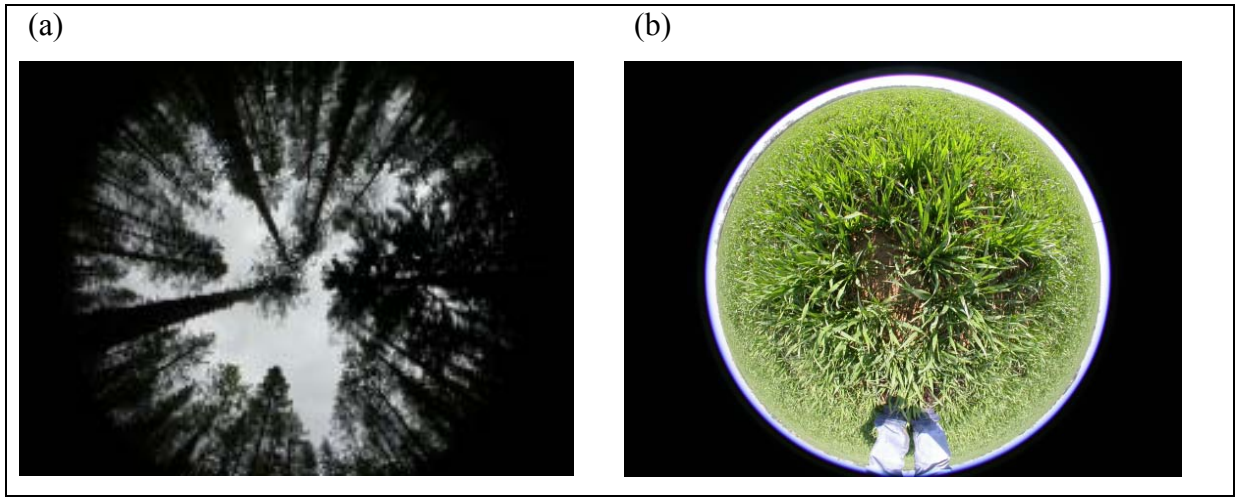


Figure I-7: exemples de photographie hémisphériques réalisées (a) par-dessous le couvert et (b) par-dessus le couvert.

La photographie hémisphérique a été tout d'abord utilisée en écologie pour caractériser le régime radiatif au-dessous des canopées (Anderson, 1964, 1971); les travaux concernant l'étude de la géométrie des couverts végétaux sont postérieurs (Bonhomme, 1976; Leong et al., 1982). Avec l'avènement de la photographie numérique, la technique de la photographie hémisphérique est maintenant de plus en plus utilisée. Son faible coût, la possibilité de visualiser l'image « en direct », les nombreuses possibilités de traitement, en comparaison des films photographiques traditionnels, sont autant d'avantages qui rendent cette technique attractive pour l'étude de la structure des couverts végétaux.

Plusieurs logiciels sont aujourd'hui disponibles pour calculer la fraction de trou à partir des photographies, et estimer le LAI et certains autres paramètres structuraux de la végétation en se basant sur les modèles évoqués plus haut. On peut par exemple citer GLA (Forest Renewal BC, Frazer et al., 1999), CIMES (Walter, 1989-2005), Hemiview (Delta-T Device) ou CAN_EYE (http://www.avignon.inra.fr/can_eye) qui fournit, contrairement aux précédents, une estimation du LAI effectif et aussi du LAI vrai. Même si les contraintes liées au développement des films classiques sont éliminées, d'autres sources d'erreurs persistent et peuvent avoir une influence sur le calcul de la fraction de trou du couvert. Les deux principales sont :

- la difficulté de distinguer les surfaces de feuilles des surfaces de ciel (ou de sol si l'image a été prise par-dessus le couvert) afin d'obtenir une image binaire. Cette difficulté

peut être liée à deux facteurs principaux. Le premier concerne la méthode choisie pour classer les pixels ; certaines méthodes sont basées sur le choix d'un seuil optimal (GLA, CIMES, Hemiview), mais le seuil doit être bien adapté au type de couvert et aux conditions d'éclairement lors de la prise de photographies (sol plus ou moins sombre, effets d'ombre à l'intérieur du couvert). D'autres sont basées sur une classification à partir d'une image (CAN_EYE) mais il est parfois très difficile de distinguer des feuilles à l'ombre d'un sol foncé par exemple. Le deuxième facteur concerne la résolution de l'image ; plus la résolution sera élevée, plus la classification sera aisée.

- l'exposition : Chen et al. (1991) ont montré que le choix de l'exposition avait un fort impact sur les estimations de LAI et était une des causes majeures des erreurs observées. Zhang et al. (2005) ont observé qu'un mauvais choix d'exposition, en particulier lorsque l'éclairement est direct, pouvait entraîner une sous-estimation du LAI.

Toutefois, la photographie hémisphérique est apparue comme la méthode optique ayant le plus fort potentiel pour mesurer la fraction de trou (McPherson et Peper, 1998 ; Jonckeere et al., 2004).

Confrontation aux mesures directes

L'utilisation du modèle de Poisson pour l'estimation du LAI à partir de la fraction de trou, quelle que soit la méthode optique utilisée, conduit à des valeurs souvent inférieures à celles du LAI estimé à partir de méthodes directes (Bréda, 1994; Chen et Black, 1992; Dufrêne et Bréda, 1995; Kucharik et al., 1998; Planchais et Pontailler, 1999). En effet, l'hypothèse d'arrangement spatial uniforme des feuilles est une source d'erreurs lorsque le couvert est discontinu et hétérogène, ce qui est le cas pour de nombreux types de couverts.
Il semble que la prise en compte de l'effet d'agrégation améliore l'estimation du LAI à partir de mesures indirectes de fraction de trou. Neumann et al. (1989) ont mesuré le LAI de forêts d'érables par recueil de litière et ont comparé ces mesures directes à celles obtenues par la technique de photographie hémisphérique, en considérant les différents modèles : Poisson, binomial et Markov. Le modèle de Poisson aboutit à des estimations inférieures à celles obtenues avec les autres modèles et à celles mesurées par recueil de litière. Van Gardingen et al. (1999) ont montré que la prise en compte de l'agrégation dans l'estimation du LAI de couverts discontinus à partir de photographies hémisphériques diminue considérablement la sous-estimation engendrée quand on considère le milieu homogène (de 50% de sous-estimation à 15% pour un couvert de *Gliricidia sepium*).

La variabilité du coefficient d'agrégation suivant les espèces étudiées a été démontrée (Baret et al., 1993; Chen, 1996a; Chen et Black, 1991; Neumann et al., 1989). De plus, une variabilité en fonction de l'angle zénithal de visée a nettement été observée sur des forêts par Kucharik et al. (1999) et dans une moindre mesure sur de l'herbe par Nouvellon et al. (2000).

Ces méthodes d'estimations du LAI, basées sur les mesures optiques de la fraction de trou, sont plus faciles à mettre en œuvre que les mesures destructives. Toutefois, elles ne permettent pas d'échantillonner de grandes surfaces et de ce fait, leur représentativité spatiale reste limitée. De nombreuses approches ont donc été développées pour relier la FDRB mesurée par satellite - à des paramètres structuraux comme le LAI. Les méthodes les plus utilisées et leurs limitations sont abordées dans le paragraphe suivant.

I.3.3. Approches basées sur le calcul d'indices spectraux

Ces approches consistent à relier par des équations simples la réflectance spectrale des couverts végétaux à certains de leurs paramètres biophysiques. Les indices de végétation sont dans la pratique les plus couramment utilisés pour estimer le LAI. Ce sont des combinaisons des valeurs de réflectance acquises dans plusieurs bandes spectrales. Ces indices s'appuient essentiellement sur les différences de propriétés optiques de la végétation entre le domaine spectral du rouge et du proche infrarouge, et sont donc fortement corrélés à leur fonctionnement et leur structure.

Le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) est le plus connu et utilisé des indices de végétation, il a été développé par Rouse et al. (1974). Cependant le NVDI sature pour des canopées denses (Baret et Guyot, 91 ;Myneni et Williams, 1994) et dépend des conditions du sol sous-jacent. D'autres indices ont donc été développés dans le but de pallier ces limites. Kaufman et Tanre (1992) ont mis au point le SARVI (Soil and Atmospherically Resistant Vegetation Index) pour minimiser à la fois les effets du sol et les effets atmosphériques en introduisant la bande bleue. Le SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index, Huete 1988) permet de prendre en compte les changements de propriétés optiques des sols en minimisant l'influence du sol ; mais il inclut un facteur L d'ajustement qui est fonction de la densité de végétation et donc demande une connaissance à priori du couvert. Le MSAVI2, développé par (Qi et al., 1994), avec auto-ajustement semble être moins affecté par les variations des propriétés optiques des sols (Broge et Leblanc, 2000).

Ces indices étant mis au point pour des surfaces et des géométries d'éclairement et de visée données, leur portabilité reste limitée. Toutefois, ils ont l'avantage d'être rapides et faciles à mettre en œuvre et sont donc souvent utilisés.

I.3.4. Inversion de modèles de réflectance

L'utilisation d'un modèle en mode direct consiste à fixer les valeurs des paramètres d'entrée afin de calculer la réfléctance du couvert végétal pour une configuration d'illumination et d'observation donnée. Résoudre le problème en mode inverse consiste à trouver le jeu de paramètres optimal qui minimise l'écart entre les mesures et les simulations. Cette voie de recherche a été ouverte par Goel et Strebel (1983) et Verhoef (1984) dont l'objectif est d'obtenir des paramètres biophysiques à partir de données satellitaires. Contrairement aux approches empiriques qui se limitent souvent à un rapport de deux mesures (NDVI par exemple), l'avantage est de pouvoir intégrer la totalité des mesures disponibles dans le calcul. Suivant la complexité des modèles, l'inversion sera plus ou moins facilitée.
On distingue principalement deux groupes de modèles. Le premier groupe comprend les modèles qui expriment la réflectance du milieu à l'aide d'une simple expression analytique. Ce sont les modèles empiriques et semi-empiriques. Le deuxième groupe comprend les modèles qui simulent la réflectance directement à partir de la modélisation du transfert radiatif à l'intérieur du couvert. Quelques exemples et les principes associés sont présentés dans le paragraphe suivant.

I.3.4.1. Modèles empiriques et semi-empiriques

Ces modèles représentent la réflectance du couvert par des expressions analytiques qui dépendent des directions d'éclairement (θs) et d'observation (θv). Ces expressions proviennent d'approches essentiellement empiriques et/ou de la simplification de modèles de transfert radiatif. Beaucoup de modèles empiriques (Minnaert, 1941 ; Walthall et al., 1985) ou semi-empiriques (Deering et al., 1990 ; Roujean et al., 1992) ont été mis au point. Un résumé des principaux modèles développés est donné par Jupp (1998).
De par leur facilité d'inversion, ces modèles sont très efficaces pour la normalisation des mesures satellitaires disponibles et pour le calcul de l'albédo à partir de ces mesures. Par contre, l'obtention de paramètres biophysiques par inversion comme le LAI est limitée. Les

modèles de transfert radiatif introduits dans le paragraphe suivant permettent une description plus explicite des caractéristiques de surface.

I.3.4.2. Modèles de transfert radiatif

Ces modèles calculent la réflectance à partir de la simulation du transfert radiatif au sein de couverts On peut les classer à partir de leur mode de représentation du milieu.

I.3.4.2.1. Modèles pour milieux turbides

Ces modèles considèrent le milieu comme un empilement de couches horizontales infinies. Les éléments foliaires sont distribués de manière uniforme à l'intérieur des couches. Il est possible de représenter une certaine variabilité spatiale du milieu selon l'axe vertical en le représentant comme la superposition de milieux homogènes. Le milieu est alors dit multi-couches. L'architecture est décrite par le LAI, l'orientation angulaire des feuilles (LAD, Leaf Angle Distribution) et leurs propriétés optiques (réflectance et transmittance). Différentes méthodes de résolution des équations du transfert radiatif peuvent être utilisées : méthode intégrale itérative (Myneni, 1991), modèles à 2 flux (Kubelka et Munk, 1931 ; Suits, 1972), méthode des ordonnées discrètes (Goudrian, 1977).
Les hypothèses simplificatrices effectuées sur la représentation de la structure des couverts végétaux ne permettent pas de reproduire de manière précise le comportement radiatif des couverts végétaux hétérogènes. Bégué et al. (1996) ont conclu que le modèle SAIL (Scattering from Arbitrary Inclined Leaves ; Verhoef, 1984) utilisé seul ne permettait pas de reproduire le transfert radiatif d'un couvert agrégé puisque qu'une surestimation de l'interception du rayonnement a été observée.

De nombreuses études concernent les estimations de paramètres architecturaux par inversion de modèles turbides à partir de données de réflectance directionnelle (Goel et Thompson, 1984a ; Verstraete, 1990 ; Pinty, 1990 ; Kuusk, 1994; Privette et al., 1994 ; Roujean et Bréon, 1995; Bicheron, 1999; Jacquemoud et al, 2000; Chen et al, 2003). Goel et Thompson (1984b) ont montré que le modèle SAIL était facile à inverser mais ils ont noté une différence systématique entre les réflectances calculées et mesurées ; il a suggéré qu'un modèle représentant la végétation de façon plus détaillée serait nécessaire. Kuusk (1994) a inversé son modèle FCR (Fast Canopy Reflectance) sur un couvert de maïs et a noté là aussi une erreur systématique entre les réflectance mesurées et simulées due principalement à une sous-estimation de la prise en compte du sol.

L'hypothèse d'arrangement aléatoire des feuilles dans de nombreux modèles de transfert radiatif peut donc engendrer des erreurs significatives dans les estimations de la réflectance, ce qui peut amener à des estimations erronées des paramètres architecturaux par inversion (Jacquemoud et al, 1995 ; Weiss, 2000).

Major et al. (1992) ont montré qu'une version 2D du modèle SAIL qui prend en compte l'effet des rangs grâce à l'estimation du taux de couverture du sol, constitue une méthode plus robuste pour estimer le LAI par inversion. Kuusk (1995) a utilisé un coefficient d'agrégation dans son modèle de réflectance afin de mieux décrire la géométrie de couverts agrégés et a montré que les résultats des estimations de LAI sur des cultures étaient améliorés.

Ainsi, il apparaît primordial de prendre en compte dans les modèles de réflectance certaines caractéristiques architecturales des couverts qui font que l'hypothèse d'arrangement aléatoire des feuilles n'est pas vérifiée. Des modèles plus complexes, permettant de décrire de manière plus précise la structure des couverts, ont été mis au point dans ce but. Cependant, ils sont difficiles à inverser car ils nécessitent un nombre important de paramètres.

I.3.4.2.2. Modèles pour milieux hétérogènes

Modèles géométriques

Le couvert est simulé par une surface parsemée d'objets géométriques dont les propriétés optiques sont supposées connues. Ces modèles (Otterman et Weiss, 1984 ; Li et Strahler, 1985 ; Jupp et al., 1986 ; Deering et al., 1990) représentent bien les réflectances des canopées très peu denses (savanes arbustives, rangées de cultures espacées), pour des directions d'éclairement et d'observation relativement faibles. En effet, les diffusions multiples entre éléments, de même que les effets d'ombre et de masquage entre éléments sont généralement négligés ou seulement partiellement pris en compte (Li et Stralher, 1992). Une contrainte majeure de ces modèles est qu'ils nécessitent une connaissance à priori des réflectances des objets à l'ombre et éclairés.

Les modèles hybrides sont une extension des modèles géométriques. Ils prennent au moins partiellement en compte la transmittance (Li et Strahler, 1988) des objets géométriques et les diffusions multiples (Li et al., 1995) entre ces objets. Ces modèles (Norman et al., 1985 ; Kimes et al., 1986) ont tout d'abord été développés pour des milieux simples pour simuler

les effets rangs, puis pour des milieux arborés quelconques (Li et Strahler, 1988, 1995 ; Chen et Leblanc, 1997).

Modèles discrets et de suivi de rayons

Ces modèles sont essentiellement numériques. Ils s'appuient sur une discrétisation de l'espace des directions de propagation du rayonnement (Kimes et Kirchner, 1982; Gastellu-Etchegorry et al., 1996). Comparés aux autres types de modèles présentés ci-dessus, ils peuvent nécessiter des temps de calcul très importants. Leur principal intérêt est de simuler avec une très grande précision les trajets du rayonnement dans des milieux quelconques : milieu continu turbide, milieu discrétisé en tant qu'ensemble de surfaces et volumes diffusants opaques ou turbides, ce qui permet de simuler de manière beaucoup plus déterministe la propagation du rayonnement au sein des couverts végétaux.

Modèles de lancer de rayon

Les modèles de lancer de rayon sont les plus précis car ils s'appuient sur une description explicite de la structure du couvert, mais ils sont aussi les plus consommateurs en ressources informatiques et en temps de calcul. Le devenir de chaque photon dans le couvert est décrit de manière stochastique à partir des lois physiques élémentaires régissant l'interaction surface/rayonnement. Le point de départ du photon, sa direction et son poids statistique sont déterminés aléatoirement. Le trajet du photon est rectiligne, et son énergie est actualisée en fonction des propriétés optiques de l'élément qu'il rencontre.
Afin d'arriver à des performances compatibles avec les capacités de calcul courantes, certaines implémentations ont été effectuées ; Chelle (1996) a par exemple développé le modèle PARCINOPY basé sur une représentation des surfaces par des triangles.

Modèles de radiosité

La méthode de radiosité consiste à calculer la diffusion entre surfaces diffusantes. Elle est bien adaptée dans le cas de surfaces lambertiennes, mais a cependant été adaptée au cas de propriétés optiques beaucoup plus réalistes (Chelle, 1997). Cette méthode requiert la connaissance de tous les facteurs de forme qui sont proportionnels à l'angle sous lequel une surface donnée voit une autre surface. Le calcul de ces facteurs de forme présente un inconvénient dans la méthode de radiosité car pour N surfaces présentes dans la scène, il faut

N² calculs de facteurs de forme ; cela nécessite des temps de calcul et des ressources informatiques élevées pour des scènes complexes.

Ainsi, seuls des modèles physiques basés sur une représentation précise de la structure peuvent prétendre fournir des FDRB proches de la réalité, à condition toutefois de simuler les couverts végétaux de manière réaliste. Une des principales contraintes de ces modèles complexes est leur temps de calcul relativement long et le nombre important de paramètres d'entrée qu'ils requièrent. Leur inversion à partir d'un grand nombre de données va alors prendre un temps trop important pour permettre une estimation opérationnelle des variables biophysiques. De plus, lorsque les paramètres à inverser sont trop nombreux, le jeu de paramètres optimal peut varier. Pour répondre à ces problèmes, différentes solutions ont été envisagées comme l'utilisation des réseaux de neurones (Baret et al., 1995; Kimes et al., 1998, Weiss et al., 2000 ; Weiss et al., 2002) ou d'approches tabulées ou LUT (Knyazikhin et al., 1998, Estève, 1998, Weiss et Baret, 1999). Toutefois, la phase d'apprentissage dans les réseaux et la construction des tables de correspondance dans les approches tabulées sont des phases longues et lourdes à mettre en œuvre pour des modèles 3D si on veut considérer le plus grand nombre possible de couverts végétaux existants.

Les modèles les plus employés pour déterminer le LAI de façon opérationnelle à partir de données de télédétection sont donc aussi les plus simples (turbides et géométriques) car ils sont les plus faciles et les plus rapides à inverser (Strahler et Jupp, 1990; Jacquemoud et al., 1995).

I.4. CONCLUSION

Le LAI peut être estimé par inversion à partir de mesures de la fraction de trou ou de la réflectance. Dans les deux cas, les modèles les plus souvent inversés sont basés sur l'hypothèse que les éléments du couvert sont uniformément distribués, ce qui est très rarement vérifié dans la réalité; cela entraîne dans la plupart des cas des estimations biaisées du LAI. Il est donc nécessaire de prendre en compte la distribution non uniforme des éléments, mais sans multiplier le nombre de paramètres à inverser.

Nous avons vu que l'utilisation d'un coefficient d'agrégation dans l'expression de la fraction de trou permet une estimation plus précise du LAI vrai avec des mesures indirectes.

Parmi toutes les méthodes de mesures indirectes, la photographie hémisphérique est de plus en plus utilisée. Le logiciel CAN_EYE, récemment développé, est basé sur l'équation du modèle de Poisson modifié et donne une estimation du LAI vrai et du coefficient d'agrégation à partir de mesures de fraction de trou effectuées avec des photos hémisphériques. La validité de la méthode employée a été testée dans ce travail de thèse sur des cultures, en comparant les estimations issues de CAN_EYE à des mesures destructives.

D'autre part, l'utilisation de ce coefficient d'agrégation λ dans un modèle turbide de réflectance a été proposée par Kuusk en 1995 car il permet de mieux décrire la réflectance directionnelle de couverts discontinus. Partant de ce constat, nous avons cherché à quantifier l'amélioration apportée par l'introduction de ce coefficient dans un modèle turbide de transfert radiatif, à l'échelle d'une parcelle agricole puis d'un paysage.

Une présentation des modèles utilisés dans ce travail – traitement des photos (CAN_EYE) et transfert radiatif (DART)- et des mesures effectuées est donnée dans le chapitre II.

II. MODELES ET MESURES

II.1. MODELES UTILISES

II.1.1. Le logiciel CAN_EYE

II.1.1.1. Traitement des photographies

Le logiciel CAN_EYE, développé par l'équipe de Baret à l'INRA d'Avignon (http://www.avignon.inra.fr/can_eye) permet d'analyser un lot de N photographies à la fois. N varie en fonction de la résolution de l'image, de la puissance de l'ordinateur et de l'échantillonnage angulaire choisi pour le traitement. Dans notre étude, le nombre maximal de photographies qu'il est possible de traiter en même temps est de 15 (résolution des images de 2272x1704 pixels, PC de 3GHz et 2G de RAM). La fraction de trou est estimée à partir d'une classification supervisée réalisée sur le lot de photographies.
L'Annexe 1 donne des précisons sur les paramètres d'étalonnage nécessaires aux traitements des photographies et sur les autres étapes de traitement.

Les sorties principales du logiciel sont:

- le coefficient d'agrégation λ,
- l'angle d'inclinaison foliaire moyen (ALA),
- le LAI vrai (LAI^{vrai}_{θ}) et le LAI effectif (LAI^{eff}_{θ}) estimés à partir des fractions de trou directionnelles,
- le LAI vrai (LAI^{vrai}_{57}) et le LAI effectif (LAI^{eff}_{57}) estimés à partir de la fraction de trou mesurée pour un angle zénithal de visée de 57.5°. Pour cette direction particulière, $G(\theta v)$ peut être considéré indépendant de l'inclinaison des feuilles (Warren-Wilson, 1963), ce qui simplifie la procédure d'estimation du LAI.

Un fichier résultat de toutes les étapes de traitement est généré automatiquement. Un exemple est donné en Annexe 2.

II.1.1.2. Calcul du LAI effectif

Les photographies sont discrétisées en secteurs angulaires dont la résolution est choisie par l'utilisateur. Les valeurs par défaut sont de 2.5° en zénith et 5° en azimut. Une fois l'étape de classification effectuée, la fraction de trou P_0 pour chaque image est calculée à partir du pourcentage de pixels classés en sol (pour les images prises par-dessus le couvert) ou en ciel (pour les images prises par-dessous le couvert). Une moyenne est effectuée pour toutes les images afin d'obtenir la fraction de trou directionnelle moyenne du couvert (Figure II-1).

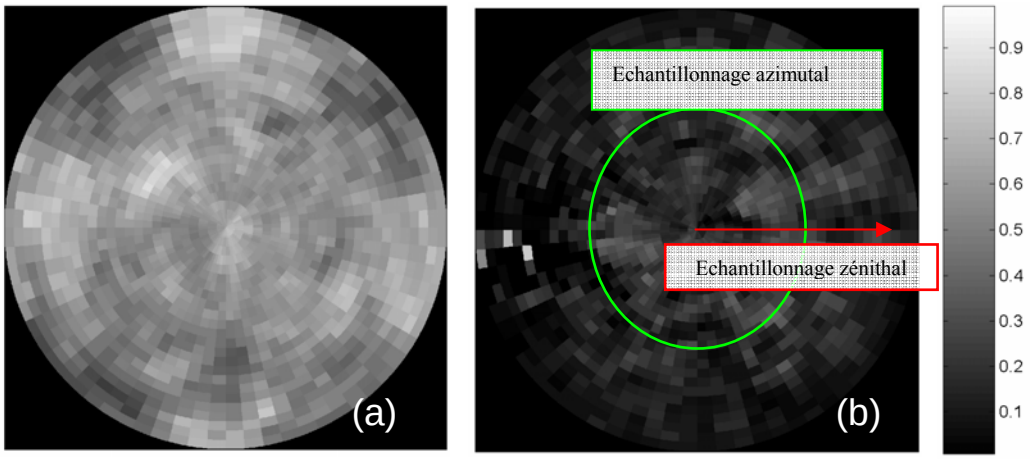


Figure II-1 : Fraction de trou directionnelle obtenue avec CAN_EYE pour un couvert de tournesol, (a) en début de développement et (b) en fin de développement.

La fraction de trou $P_0(\theta)$ est ensuite moyennée sur tous les azimuts (72 secteurs de 5°) pour chaque angle zénithal de visée afin d'obtenir une fraction de trou monodirectionnelle $P_0^{CAN_EYE}(\theta)$. Le LAI effectif est estimé à partir du modèle de Poisson (cf. chapitre I, équation I.1) ajusté à cette $P_0^{CAN_EYE}(\theta)$.

La distribution des inclinaison foliaires choisie dans CAN_EYE est la distribution ellispoïdale (Campbell, 1986; Campbell, 1990; Wang et Jarvis, 1988) dans laquelle, le LAD est caractérisé par une seule variable, l'angle d'inclinaison moyen θ_l (ALA). Seulement deux variables sont ainsi nécessaires pour décrire le modèle de Poisson : le LAI effectif et l'angle d'inclinaison moyen.

Le processus d'inversion est réalisé avec approche tabulée. Une table de correspondance (LUT) est utilisée pour estimer le LAI effectif (LAI^{eff}_{θ}) et le ALA (ALA^{eff}) à partir des mesures de $P_o(\theta)$. La LUT est construite à partir de valeurs de LAI allant de 0 à10

(tous les 0.01) et pour des valeurs de ALA comprises entre 0° et 80° (tous les 2°). Pour chaque fraction de trou mesurée, l'algorithme évalue une fonction coût J qui représente l'écart entre la fraction de trou mesurée et simulée:

$$J = \sqrt{\sum_{\theta} \left(\frac{P_o{}^{LUT}(\theta_i) - P_o{}^{CAN_EYE}(\theta_i)}{\sigma_{P_o{}^{CAN_EYE}}} \right)^2 + \left(\frac{ALA^{eff} - 60}{30} \right)^2} \qquad (II.1)$$

où $P_0^{CAN_EYE}(\theta_i)$ représente la fraction de trou mesurée, $P_0^{LUT}(\theta_i)$ la fraction de trou stockée dans la LUT.

Les valeurs estimées des $LAI^{eff}{}_{\theta}$ et ALA^{eff} sont celles pour lesquelles la fonction J est minimale. Il se peut que plusieurs jeux de variables $LAI^{eff}{}_{\theta}$ et ALA^{eff} minimisent la fonction J. Ainsi, le second terme de l'équation est utilisé pour imposer une contrainte sur les valeurs de ALA (Combal et al., 2002) afin de restreindre le domaine des solutions possibles. Lorsque plusieurs jeux de paramètres minimisent J, ce terme permet d'orienter la solution vers le jeu où ALA^{eff} vaut 60° + ou 30°, l'hypothèse sous-jacente étant que les couverts très planophiles (ALA<30°) sont rares.

L'estimation du LAI à 57.5° est simplement obtenue avec l'équation (Weiss et al., 2004):

$$LAI^{eff}{}_{57} = -\frac{\log\left(P_o^{CAN_EYE}(57.5°)\right)}{0.93} \qquad (II.2)$$

où $P_0^{CAN_EYE}(57.5°)$ est estimé à partir d'un secteur azimutal compris entre les angles zénithaux de 56° à 59°. En effet, Warren-Wilson (1963) a mis en évidence que, pour un angle de vue de 57.5°, la fonction G(θv) (projection d'une unité de surface de feuille sur le plan perpendiculaire à la direction définie par θv) peut être considérée indépendante de l'angle d'inclinaison des feuilles, et G(θ) = 0.5 (Figure II-2). Le quotient 0.93 de l'équation II.2 correspond donc à G(θ)/cos(θ) = 0.5/cos(57.5°)

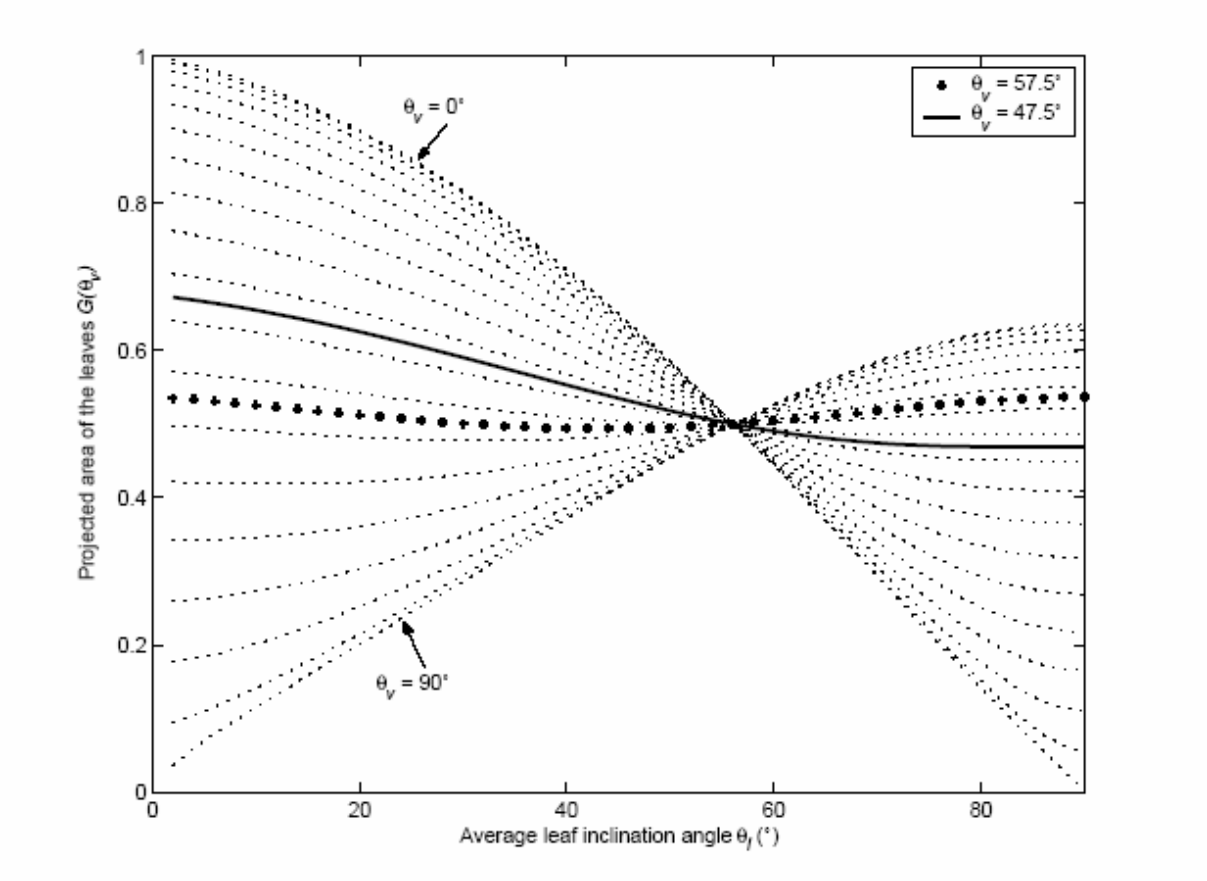


Figure II-2 : Variation de la fonction G avec l'angle moyen d'inclinaison foliaire θf et l'angle de visée θv. Pour un θv de 57.5°, G peut être considérée indépendante de θf.

II.1.1.3. Calcul du LAI vrai et du coefficient d'agrégation

Le LAI vrai est calculé d'après la méthode de Lang et Xiang (1986). Le principe est basé sur l'hypothèse que les éléments végétaux sont localement disposés de manière aléatoire. Chaque cercle zénithal et azimutal est divisé en groupes de pixels individuels appelés cellules. La taille des cellules doit répondre à deux critères: la cellule doit être assez grande pour que la probabilité d'avoir une fraction de trou nulle soit négligeable, et pas trop grande pour que les différentes zones du couvert (trouées dues aux rangées ou aux ouvertures naturelles de la canopée) soient correctement discriminées. Les tailles des cellules utilisées dans le modèle sont de 4° en azimut et 2.5° en zénith. Cette taille de cellules n'est pas modifiable par l'utilisateur dans la version actuelle.

Pour chaque cellule, $P_0(\theta)$ et le logarithme de $P_0(\theta)$ sont calculés. Le résultat du rapport de ces deux quantités fournit une estimation du coefficient d'agrégation $\lambda^{CAN_EYE}(\theta,ALA^{eff})$:

$$\lambda^{CAN_EYE}(\theta, ALA^{eff}) = \frac{mean\left[\log(P_o^{Cell}(\theta, ALA^{eff}))\right]}{\log\left[mean(P_o^{Cell}(\theta, ALA^{eff}))\right]} \qquad (II.3)$$

S'il n'y a pas de trous dans la cellule, c'est-à-dire si P_0=0, P_0 est considéré égal à une valeur P_0^{sat} dérivée d'une loi de Poisson pour laquelle la valeur de LAI^{sat} a été fixée à 10 dans CAN_EYE. $P_0^{cell}(\theta)$ et log ($P_0^{cell}(\theta)$) sont ensuite moyennés en azimut pour toutes les images pour chaque cercle zénithal. Il convient de noter que P_0^{sat} dépend de ALA^{eff}, ainsi, le coefficient d'agrégation est estimé pour toute la gamme de variation de ALA. Une loi $\lambda(\theta)$ mise au point par Rochdi (2003) est ensuite appliquée aux lambdas ainsi estimés :

$$\lambda(\theta) = 1 - \exp\left(k * ALA^{eff}\right) \qquad (II.4)$$

k est ajusté aux mesures.

Enfin, une nouvelle LUT est construite à partir du modèle de Poisson modifié (cf. chapitre I, équation I.5) afin d'estimer à la fois le LAI^{vrai} et le ALA^{vrai} .

$$P_0 = \exp\left[\frac{\lambda^{CAN_EYE}(\theta, ALA^{eff})G\left(\theta, ALA^{vrai}\right)LAI}{\cos(\theta)}\right] \qquad (II.5)$$

En théorie, le ALA issu de l'inversion pour estimer le LAI effectif (ALA^{eff}) et le ALA issu de l'inversion pour estimer le LAI vrai (ALA^{vrai}) devraient être égaux.

La Figure II-3 résume les principales étapes permettant d'estimer le LAI effectif et le LAI vrai.

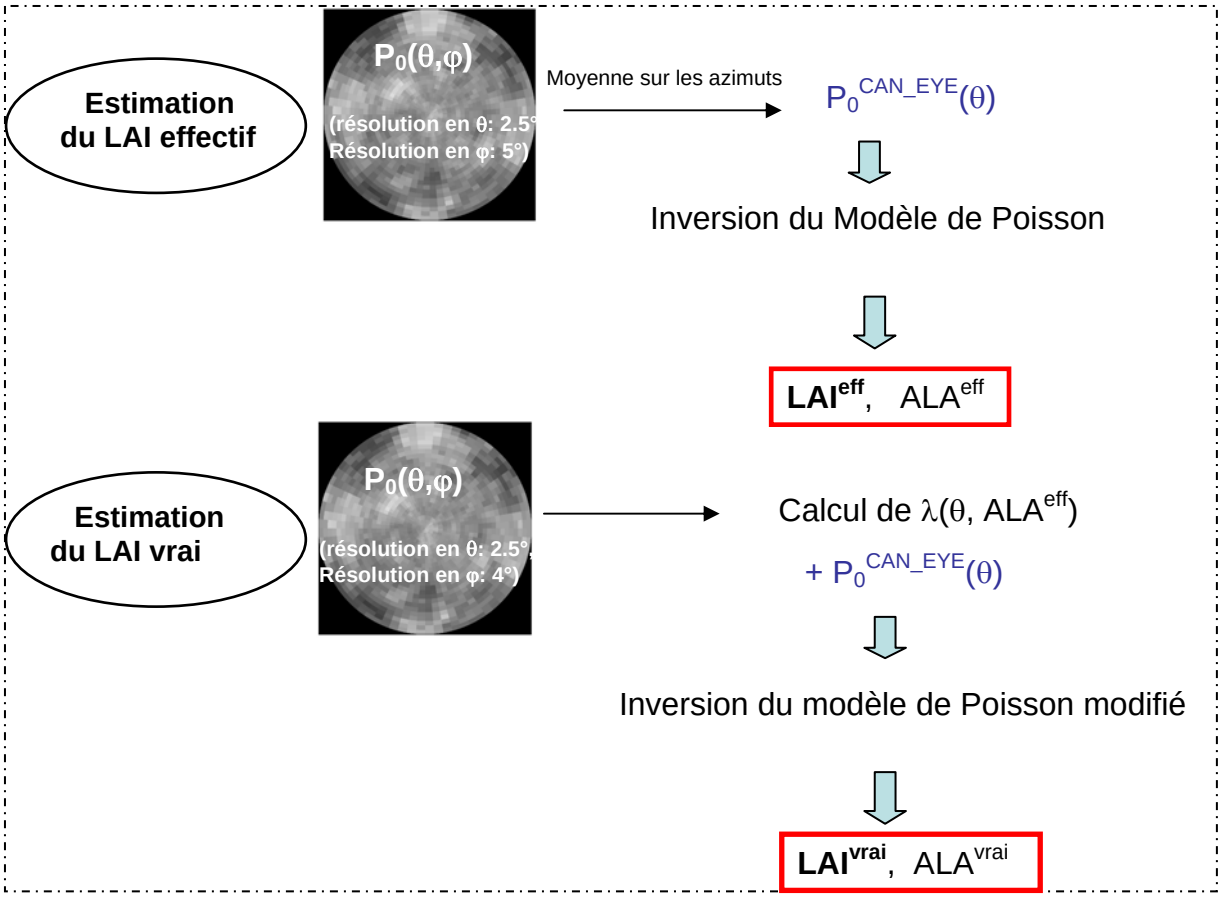


Figure II-3 : Schéma résumant la méthode d'estimation du LAI effectif et du LAI vrai dans CAN_EYE (θ= angle zénithal de visée, φ= angle azimutal de visée, $P_0(\theta)$ =fraction de trou directionnelle).

Comme cela a déjà été mentionné, le modèle CAN_EYE a été choisi dans le cadre de ma thèse car il permet d'estimer le LAI effectif mais aussi le LAI vrai et le coefficient d'agrégation des couverts végétaux. D'autres caractéristiques intéressantes peuvent être notées : d'une part, il permet de traiter jusqu'à 15 photos à la fois, ce qui limite le temps de traitement pour l'opérateur. D'autre part, il est basé sur une méthode de classification des éléments végétaux et non sur une méthode basée sur un calcul de seuil, pour laquelle les résultats sont sensibles au niveau de seuil choisi. Enfin, les outils interactifs développés permettent d'effectuer les étapes de traitement et d'analyse avec facilité et précision.

II.1.2. Le modèle de transfert radiatif DART

II.1.2.1. Généralités

Le modèle DART (Gastellu et al., 1996) fait partie de la catégorie des modèles discrets avec suivi de rayon. Il simule des images de télédétection et le bilan radiatif des surfaces terrestres en prenant en compte la géométrie d'éclairement et de visée, les effets atmosphériques et l'anisotropie des surfaces dans le domaine spectral du visible et de l'infra rouge. Il permet de représenter une large gamme de paysages terrestres, avec ou sans relief et atmosphère, comme des forêts décidues ou de conifères, des parcelles agricoles, des surfaces d'eau (lacs, rivières) ou éléments urbains (routes, bâtiments).

Les deux principaux produits simulés sont :

- images de télédétection de paysages 3-D : simulation dans le plan du capteur, à toute altitude, du bas (avion) au sommet (satellite) de l'atmosphère, pour toute configuration expérimentale. Les images peuvent être simulées avec des résolutions variables (10cm ou 100m par exemple), leurs dimensions peuvent donc être quelconques (de 5m² ou 100km^2). Elles sont très utiles pour concevoir les futurs capteurs (caractéristiques spectrales, etc.) et pour améliorer le traitement (inversion et classification) des images de télédétection.

- bilan radiatif de paysages 3-D : distribution 3-D du rayonnement intercepté, absorbé et diffusé. Ce produit est très utile pour étudier le fonctionnement de la végétation et les flux d'énergie et de masse (CO_2, H_2O, etc.) à l'interface "Terre - Atmosphère".

La méthode de modélisation (brevet PCT/FR 02/01181) combine le suivi le rayons, la méthode des ordonnées discrètes, une modélisation itérative des diffusions multiples (Gastellu-Etchegorry et al., 1996) et une base de données (propriétés optiques et physiques) de l'atmosphère et des surfaces terrestres (0.3 μm - 15 μm). Le paysage réellement simulé est infini et répétitif, car tout rayon qui sort de la maquette re-rentre dans celle-ci par le côté opposé de la maquette.

DART possède une interface graphique pour entrer les paramètres d'entrée (caractéristiques du paysage, du capteur et de la configuration d'observation et d'éclairement) et pour visualiser la scène simulée et certains résultats.

La précision de DART a été vérifiée avec des campagnes terrain (Gastellu-Etchegorry et al., 1999) et dans le cadre d'une comparaison inter modèles organisée par le Centre

Européen de Télédétection (Pinty et al., 2001 ; Pinty et al., 2004). De plus, DART vérifie la loi de Kirchoff et la réciprocité de la réflectance. Il a déjà été utilisé par plusieurs sociétés et organismes (CNES, NASA, INRA, etc.).

Une description simplifiée du modèle est fournie ci-après ; l'accent est porté sur les options utilisées pour les simulations effectuées dans ce travail (représentation de la végétation, du sol, sorties réflectance et bilan radiatif). Une description complète du modèle (incluant atmosphère, éléments urbains etc..) et des algorithmes de simulation peut être trouvée dans Gastellu et al. (1996) et les thèses de doctorat de Demarez (1997), Gascon (2001) et Martin (2006).

II.1.2.2. Mode de représentation du paysage

La représentation numérique de la scène est basée sur la juxtaposition de cellules parallélépipédiques (Figure II-4) et de figures planes (triangles, parallélogrammes). La cellule peut contenir des éléments de type feuille, sol, tronc, eau, bâtiment, pour lesquels des caractéristiques spécifiques sont définies.

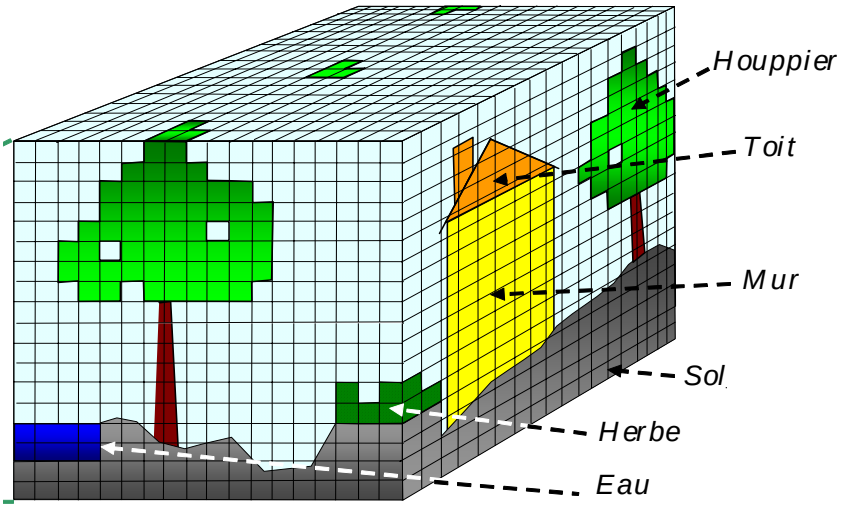


Figure II-4 : Représentation du paysage avec le modèle DART par juxtaposition de cellules parallélépipédiques.

Le principal avantage du découpage du paysage en cellules est d'accélérer la simulation de la propagation des rayons dans la scène : tous les trajets possibles des rayons sont pré-calculés. Ce pré-calcul est effectué pour toutes les directions possibles. Il est adapté

pour tous les centres d'une grille 3-D qui échantillonne chaque cellule ainsi que pour tous les centres de grilles 2-D qui échantillonnent les faces des cellules.

Un couvert végétal peut inclure des arbres et/ou une couche homogène de végétation au-dessus du sol.

- la couche turbide de végétation est définie par une hauteur moyenne, un écart type de la hauteur et des paramètres qui définissent les propriétés du feuillage : LAI, LAD, réflectance et transmittance des feuilles.
- une espèce d'arbre est définie par la taille (hauteur, diamètre) et les propriétés optiques du tronc et des branches (réflectance), la forme du houppier et son taux de remplissage (pourcentage de cellules pleines de végétation), et les paramètres qui définissent le feuillage.

Les arbres peuvent être positionnés de manière aléatoire ou précise au sein de la scène.

Le type de chaque cellule de la maquette est défini par la matière qu'elle contient. Les cellules opaques donnent lieu à des diffusions de surface sur leur face supérieure (cellules sol, eau, route) ou sur les éléments plans (bâtiment, troncs, branches, sol avec modèle numérique de terrain ou MNT, eau avec MNT). Les cellules turbides sont caractérisées par des interactions onde-matière volumiques (feuilles ou air). Les cellules dites mixtes peuvent contenir plusieurs types de milieux turbides (matière avec différentes propriétés optiques et structurales) et/ou plusieurs figures planes (ce type de cellules n'a pas été utilisé dans ce travail).

II.1.2.3. Caractérisation des cellules de végétation

Les propriétés optiques d'une feuille de normale Ω_f dans une cellule de type (j) sont modélisées par une fonction de diffusion $f(j,\Omega_s \rightarrow \Omega_v,\Omega_f)$ qui donne la fraction de rayonnement incident selon la direction Ω_s qui est diffusé dans une direction Ω_v. Elle est fonction des réflectance et transmittance foliaires.

La normale de la feuille Ω_f est caractérisée par une fonction de distribution angulaire foliaire $\frac{gf(j,\Omega_f)}{2\pi}$ appelée LAD (cf. chapitre I.2.3.3.). Le LAD donne la probabilité que le vecteur normal à la feuille soit orienté vers la direction Ω_f.

Un volume de feuillage est caractérisé par une fonction de phase :

$$\frac{P(\Omega_s,\Omega_v)}{4\pi} = \frac{\int_{2\pi} \frac{g_f(j,\Omega_f)}{2\pi}.|\Omega_s.\Omega_f|.f(j,\Omega_f,\Omega_s\rightarrow\Omega_v).d\Omega_f}{G(j,\Omega_s)} \qquad \text{II.6}$$

$$\text{où } G(j,\Omega s)=\frac{1}{2\pi}\int_0^{2\pi} d\Omega_f \int_0^1 g_f(j,\Omega_f).|\Omega_s.\Omega_f|.d\mu_f \qquad \text{II.7}$$

$G(j,\Omega s)$ définit la fraction de surface foliaire efficace selon Ωs. μ_f est la densité de surface foliaire en m^{-1} et représente la surface foliaire par unité de volume. Son intégration verticale donne l'indice foliaire (LAI). Dans le cadre de notre travail, la possibilité de pondérer $G(j,\Omega s)$ avec un coefficient d'agrégation $\lambda(\theta)$ afin de prendre en compte l'agrégation dans les milieux turbides, a été introduite par Martin (2006).

Cette fonction de phase définit la fonction de transfert diffuse :

$$T_d(j,\Omega_s,\Omega_v) = \int_{\Delta\Omega_v} \frac{P(j,\Omega_s,\Omega_v)}{4\pi}.d\Omega_v \approx \frac{P(j,\Omega_s,\Omega_v)}{4\pi}.\Delta\Omega_v \qquad \text{II.8}$$

L'interception de l'énergie $W_{int}(\Omega_s)$ donne une énergie diffusée par la cellule dans un secteur angulaire $(\Omega_v,\Delta\Omega_v)$:

$$W_{diff}(\Omega_v)=T_d(j,\Omega_s,\Omega_v).W_{int}(\Omega_s) \qquad \text{II.9}$$

II.1.2.4. Prise en compte de l'anisotropie de la réflectance des sols

La réflectance anisotrope des sols peut être décrite par le modèle de Hapke (1981, 1986) dont les paramètres peuvent être spécifiés en entrée de DART. C'est un modèle dérivant de la théorie du transfert radiatif qui prend en compte les diffusions multiples. Il relie la réflectance de surface à des paramètres physiques : albédo de simple diffusion ϖ, fonction de phase des particules P, rugosité de surface. Jacquemoud (1992) a généralisé ce modèle afin d'expliquer aussi bien la rétrodiffusion que l'effet spéculaire qui caractérise les sols lisses.
La réflectance bidirectionnelle s'écrit alors :

$$\rho Hapke(\Omega s,\Omega v) = \omega.\frac{1}{\cos(\psi vn) + \cos(\psi sn)}.[[1+B(\Omega s,\Omega v)].P(\Omega s,\Omega v)+H(\omega,-\mu s).H(\omega,-\mu v)-1]$$

(*II. 6)*

$$B(\Omega_s,\Omega_v) = \frac{B_0}{1+\frac{1}{h}\tan\left(\frac{\Psi_{sv}}{2}\right)} \qquad (II.7)$$

et $$H(\omega , x) = \frac{1+2.x}{1+2.(1-\omega)0.5.x} \quad (II.8)$$

$$P(\Omega s,\Omega v) = 1 + b1.\cos\psi sv + c1.\frac{3.\cos2(\psi sv)-1}{2} + b2.\cos(\psi' sv) + c1.\frac{3.\cos2(\psi' sv)-1}{2} \qquad (II.9)$$

Avec Ωs et Ωv les directions d'incidence et de visée du rayonnement, ψsv l'angle entre la direction incidente et de sortie du rayonnement. B_0 est un terme empirique décrivant l'amplitude du hot-spot, h est un paramètre de rugosité lié à la porosité du milieu, b1, c1, b2, c2 sont des paramètres empiriques de la fonction de phase P(Ωs,Ωv) définie par Pinty et al.(1989).

II.1.2.5. Etapes principales des simulations

Nous présentons sur la Figure II-5 les étapes principales de simulation des produits DART.

Une étape de calculs généraux précède le suivi de rayon proprement dit. Elle comprend le calcul des fonctions de transfert, la création de la maquette et la définition d'un ensemble discret de Ndir directions de propagation.

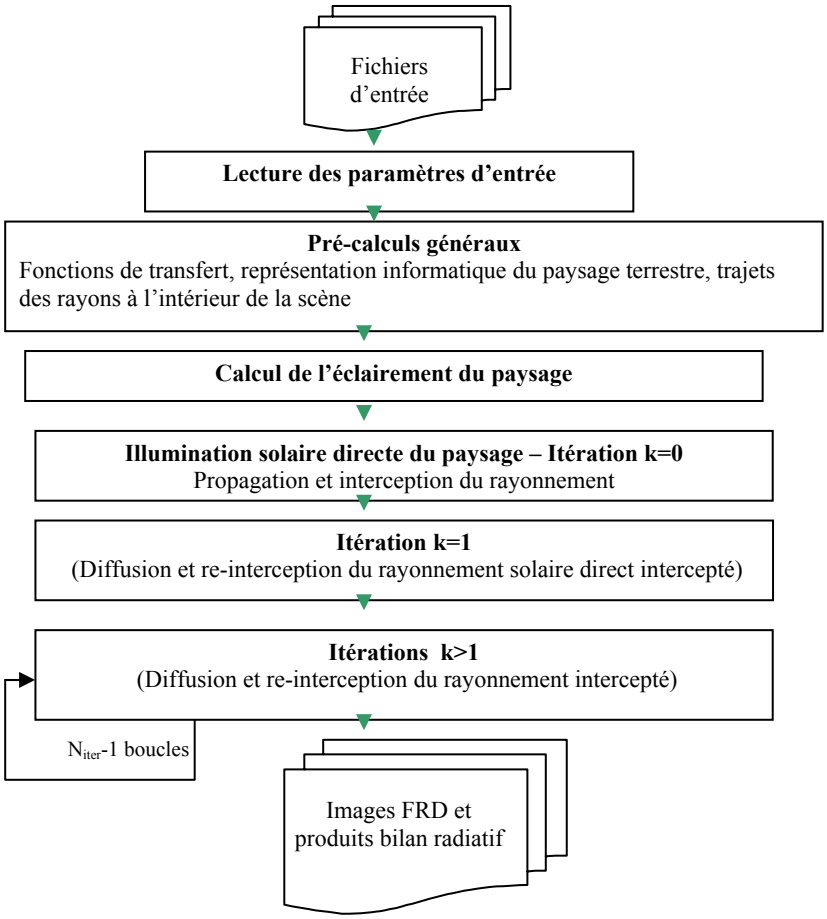


Figure II-5: Principales étapes de simulation du modèle DART.

Puis, à l'itération k=0, le paysage terrestre est éclairé par le rayonnement solaire direct (noté $W_{BOA,dir}(\Omega s)$, Figure II-6) caractérisé par un angle zénithal solaire θs et un angle azimutal solaire φs. Cette illumination est simulée avec un ensemble fini de rayons qui se propagent dans la maquette du paysage à partir du haut de celle-ci. Dans cette étape, les rayons sont suivis dans le paysage tant que leur énergie est non négligeable. L'énergie perdue par les rayons, i.e. l'énergie interceptée par les cellules, est stockée dans ces cellules, puis sera diffusée aux itérations suivantes.

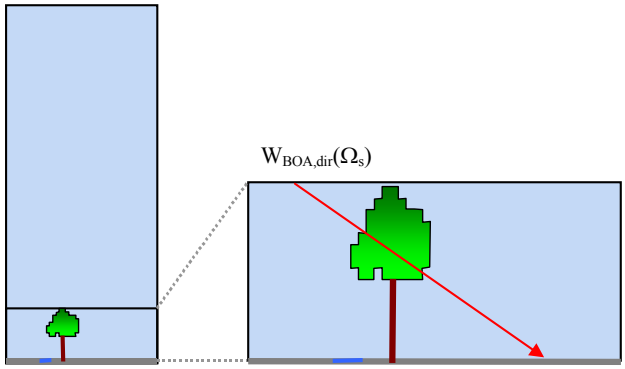


Figure II-6 Schéma de l'illumination solaire directe du paysage.

A l'itération k=1, toute cellule qui a intercepté de l'énergie lors de l'illumination solaire directe du paysage terrestre diffuse une fraction de cette énergie (Figure II-7). Pour les Ndir directions de diffusion possibles, chaque rayon diffusé est suivi dans la maquette jusqu'à ce qu'il sorte par le haut de la maquette, qu'il soit totalement intercepté ou que son énergie devienne négligeable. Le rayonnement intercepté au cours de ces trajets est de nouveau stocké en vue d'une diffusion aux itérations suivantes.

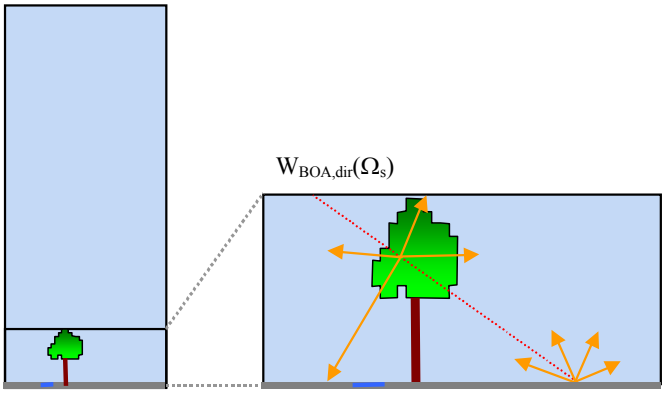


Figure II-7: Schéma de l'itération k=1.

Ce processus se répète aux itérations suivantes jusqu'à ce que tous les rayons sortent par le haut de la maquette ou deviennent négligeables.

Les rayons sortant de la maquette par le haut, selon la direction d'observation Ωv, constituent l'image de réflectance. Ces images sont obtenues pour toutes les directions d'observation. Le modèle calcule aussi la distribution tridimensionnelle des énergies absorbées et interceptées par les cellules.

II.1.2.6. Sorties du modèle

II.1.2.6.1. 1 - Produits FDRB

Les images en réflectance et les réflectances moyennes de la scène sont fournies pour différentes configurations d'observation fixées par l'utilisateur (angle zénithal de visée θv et angle azimutal de visée φv). La Figure II-8 donne un exemple d'image simulée pour un couvert de maïs dans le rouge et le proche infrarouge. La Figure II-9 présente la FDRB

obtenue pour ce même couvert dans le plan principal à partir des réflectances directionnelles simulées par DART.

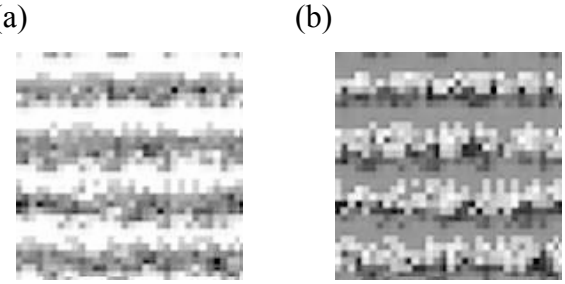


Figure II-8 : Images au nadir simulées par DART pour un couvert de maïs de LAI 1, (a) rouge et (b) proche infrarouge. L'angle zénithal solaire est de 45° et l'éclairement azimutal est parallèle aux rangs.

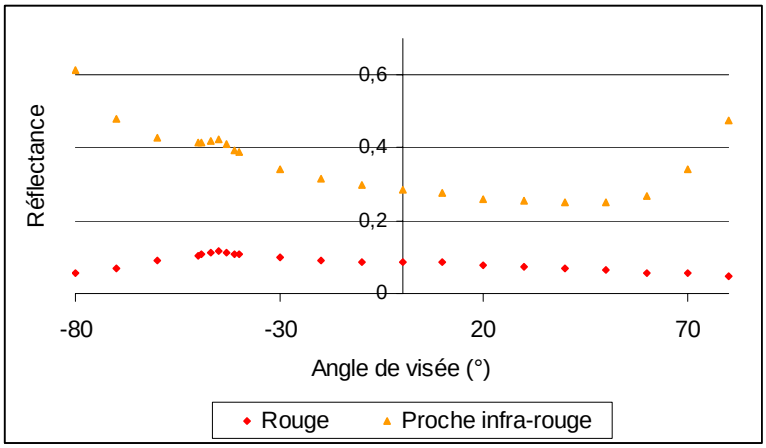


Figure II-9 : FDRB simulée par DART dans le plan principal pour un couvert de maïs pour les bandes spectrales du rouge et du proche infrarouge. L'angle zénithal solaire est de 45° et l'éclairement azimutal est parallèle aux rangs.

II.1.2.6.2. 2 - Produits "Bilan radiatif"

Les produits bilan radiatif incluent la fraction de rayonnement incident (fINCR : fraction of INCident Radiation), intercepté (fINTR : fraction of INTercepted Radiation) et absorbé (fABSR : fraction of ABSorbed Radiation) pour chaque couche de végétation. Ces produits sont donnés sous forme de matrice 3D et/ou de profil vertical 1D. Ils peuvent être demandés pour chaque itération ou extrapolés à partir des trois dernières itérations. Le produit fINCR à l'itération k=0 (donc sans diffusion) sur la couche sol correspond à la fraction de trou moyenne de la scène. C'est une sortie du modèle que nous avons utilisée dans le cadre de ce travail de thèse.

Pour une simulation dans la bande spectrale du visible (entre 450nm et 700nm), alors le FABSR correspond au fAPAR (fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation).

La Figure II-10 présente à titre d'exemple le profil vertical de la fraction de rayonnement intercepté pour chaque couche du couvert de maïs, dont les images et les FDRBs viennent d'être présentées.

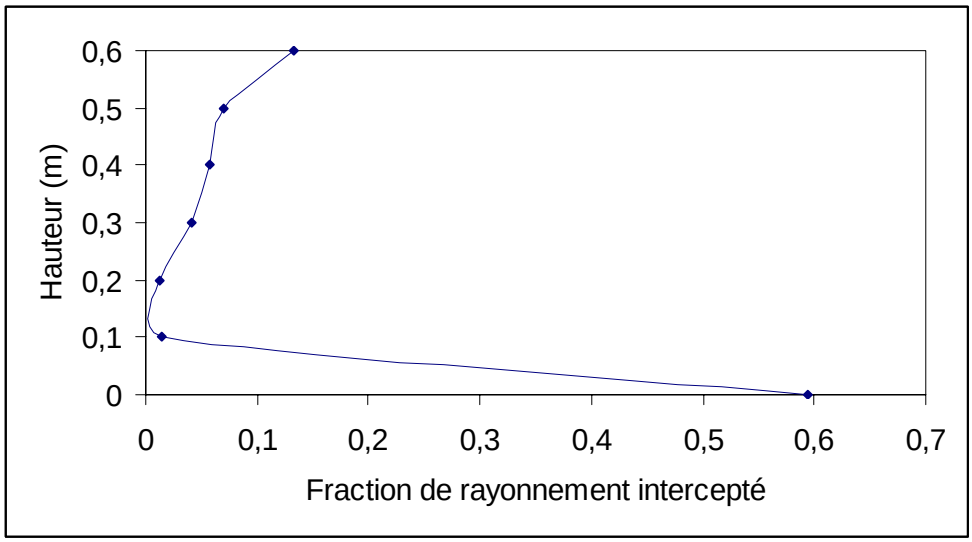


Figure II-10 : Profil de rayonnement intercepté (fINTR) simulé par DART pour un couvert de maïs. La couche 0 correspond à la couche sol.

II.2. MESURES

Le site d'étude (Figure II-11) au sein duquel les mesures ont été réalisées se situe au Sud-Ouest de Toulouse dans une région constituée de 50% de terres agricoles. L'Ecole Supérieure d'Agriculture de Purpan (ESAP) possède des parcelles agricoles expérimentales sur lesquelles des mesures (destructives ou non) ont pu être effectuées.

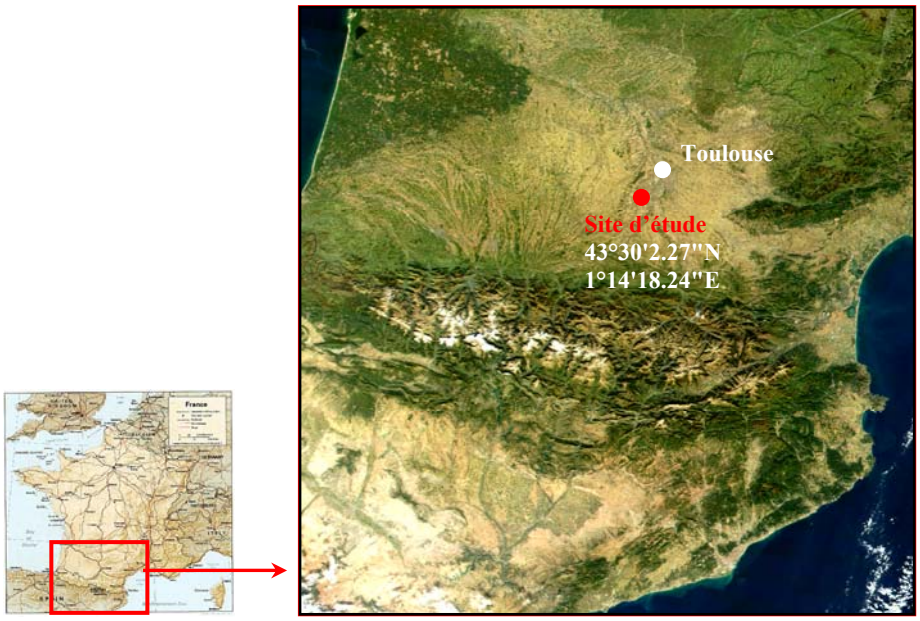


Figure II-11 : Position géographique du site d'étude.

Des mesures de LAI destructives sur les cultures ont été effectuées simultanément aux prises de photographies hémisphériques, afin d'évaluer la validité des estimations de LAI et du coefficient d'agrégation fournis par CAN_EYE pour une large gamme de LAI.

Les mesures structurales (LAI, hauteur, distance entre les rangs, épaisseur des rangs) et optiques (réflectance de feuille et de sol) ont été effectuées sur la parcelle de maïs afin de nous permettre de renseigner le modèle DART pour réaliser les simulations à l'échelle de la parcelle.

II.2.1. Mesures de LAI destructif

En 2004, nous avons effectué des mesures sur une parcelle de maïs et une parcelle de tournesol ; en 2005, les mesures ont porté sur une parcelle de blé, de maïs et de tournesol (Figure II-12). Ces espèces représentent 96% des espèces cultivées sur la zone et présentent des structures très différentes. Le blé est une culture d'hiver qui atteint rarement des hauteurs

supérieures à 1m ; le maïs et le tournesol sont des cultures d'été qui atteignent des hauteurs plus importantes, dont l'effet rangées est plus marqué mais dont les formes et orientations foliaires sont très différentes : plutôt longues et inclinées pour le maïs, plutôt larges et horizontales pour le tournesol.

Les principales caractéristiques des parcelles étudiées en 2004 et 2005 sont présentées dans le Tableau II-1.

Tableau II-1 : Caractéristiques principales des parcelles étudiées.

	Densité (pieds/m²)	Inter-rang (m)	Cultivar
Maïs, 2004	7.3	0.8	N43
Maïs, 2005	8.0	0.8	Y15
Tournesol, 2004	6.1	0.8	Melody
Tournesol, 2005	7.3	0.8	Melody
Blé, 2005	173	0.2	Apache

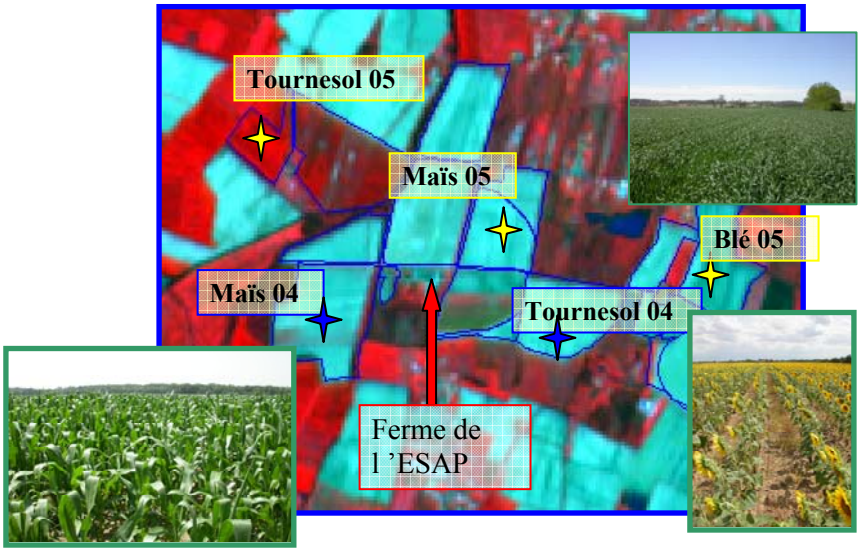


Figure II-12: Localisation des parcelles agricoles autour de la ferme de l'ESAP. Image SPOT 2002.

Les mesures destructives (LAI^{dest}) ont été effectuées tout au long de la saison de végétation jusqu'au stade de développement maximal de la plante. Les tiges des espèces étudiées étant bien visibles pour la plupart des stades de développement, nous avons aussi estimé leur surface. Pour le blé, la surface des tiges a été mesurée avec un planimètre (LI-COR 3100; Lincoln inc., Nebraska). Pour les deux dernières dates de maïs et tournesol, lorsque les tiges étaient trop développées, la demi-surface des tiges a été estimée en mesurant la hauteur des tiges et leur diamètre à mi-hauteur. Ainsi, le terme LAI utilisé dans ce travail désigne en fait l'indice de surface de la plante ou PAI.

II.2.1.1. Mesures destructives sur le maïs et le tournesol

Dix pieds ont été récoltés tous les 10 m le long d'un transect en diagonale par rapport à l'axe des rangs et situé au centre de la parcelle afin d'éviter les effets de bord. Toutes les feuilles de chaque pied ont été scannées afin d'obtenir une surface moyenne par pied. Le LAI^{dest} a ensuite été estimé en multipliant la surface moyenne par pied avec la densité de pieds à la levée (pieds/m²)(Tableau II-1).

II.2.1.2. Mesures destructives sur le blé

Au centre de la parcelle, huit carrés de 0.5×0.5 m ont été récoltés tous les 10 mètres le long d'un transect. Pour les deux premières dates, toutes les feuilles ont été scannées puis séchées à l'étuve pendant 48h à 70°. La surface obtenue en scannant la totalité de l'échantillon a été comparée à la surface estimée à partir de la surface spécifique des feuilles (SSF en cm²/g) d'un sous-échantillon (1/4 de l'échantillon total). Les estimations de LAI issues des deux méthodes s'étant avérées similaires, seul un sous-échantillon a été scanné aux dates suivantes. En mai, les tiges étaient bien développées et les épis bien visibles ; nous avons donc séparé les différents éléments afin d'obtenir une surface spécifique des feuilles, des tiges et des épis et d'estimer une surface pour l'ensemble de la plante.

II.2.1.3. Evolution saisonnière du LAI

Les valeurs moyennes de LAI destructives avec les écarts types sont présentées dans le Tableau II-2. Les courbes d'évolution le long de la saison de végétation pour les deux années de mesure sont présentées Figure II-13.

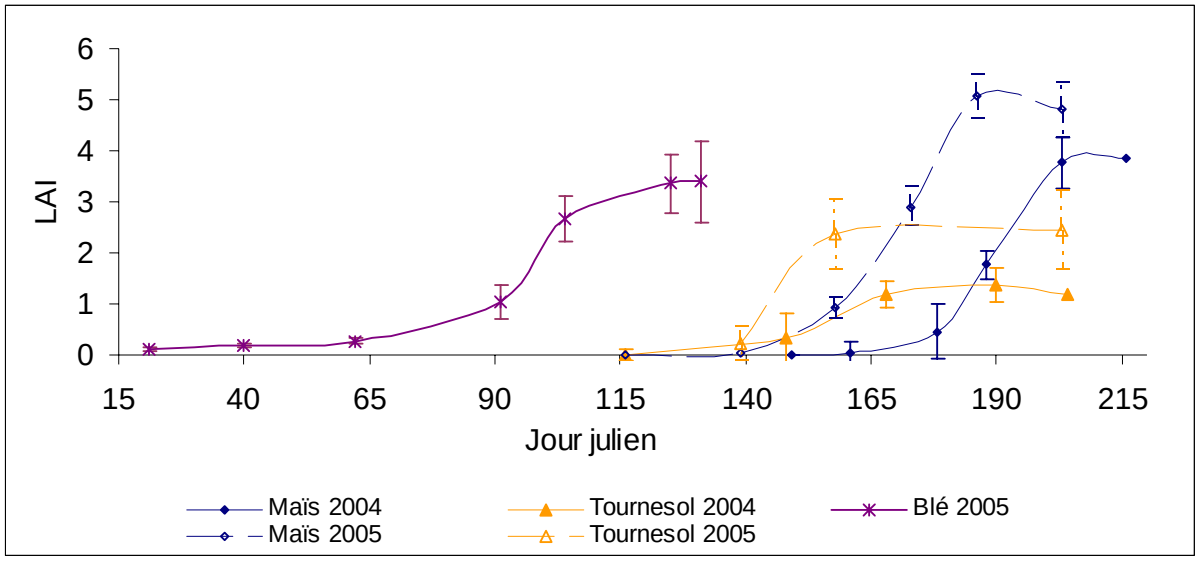


Figure II-13: Evolution saisonnière des mesures destructives de LAI effectuées sur les parcelles cultivées en 2004 et 2005.

Les mesures présentent une large gamme de valeurs de LAI. Les plus fortes valeurs (LAI =5.06) ont été obtenues pour le couvert de maïs en Juillet 2005 (Figure II-13, Tableau II-2). Le LAI du tournesol atteint une valeur maximale de 1.39 en juillet 2004 alors qu'en juillet 2005, elle atteint 2.92 (Figure II-13, Tableau II-3). La différence observée entre ces deux valeurs maximales est principalement due au type de sol sous-jacent. En 2004, la parcelle étudiée a été plantée sur un sol de type Boulbène (luvisol à texture limoneuse) et le couvert ne s'est que peu développé. En 2005, le tournesol étudié, semé sur un sol plus fertile de type Terrefort (brunisol à texture argileuse), s'est beaucoup plus développé, tant en hauteur qu'au niveau de la largeur des rangs et du LAI (Tableau II-3). Le blé atteint un maximum de développement le 11 mai avec un LAI de 3.43.

II.2.2. Mesures indirectes de LAI avec la photographie hémisphérique

Les photographies hémisphériques ont été effectuées avec un appareil Nikon CoolPix 4500 équipé d'un objectif FC_E8 Fish-eye (0.21x). Elles ont été acquises en format jpeg avec la plus haute résolution disponible de l'appareil (1704x2272 pixels). L'appareil a été calibré avec la méthode décrite sur le site de l'INRA d'Avignon (http://www.avignon.inra.fr/can_eye) afin de calculer le centre optique du système appareil-objectif fish-eye.

Les photographies ont été acquises sur les parcelles de maïs (2004 et 2005), tournesol (2004 et 2005) et blé (2005) le long des transects utilisés pour les mesures destructives de LAI. Afin d'avoir une mesure de la fraction de trou et donc du LAI représentative de la parcelle, nous avons effectué alternativement sept photographies centrées sur les rangées et sept centrées sur les inter-rangs.

Les photographies ont été prises en favorisant les conditions optimales d'acquisition et de traitement (cf. chapitre III). Quand les conditions le permettaient, nous avons effectué les mesures par temps couvert afin d'éviter les forts effets d'ombre et les phénomènes de sur-exposition qui rendent la classification plus délicate. De manière générale, pour les couverts inférieurs à 1m de haut, les images ont été prises par-dessus le couvert; pour les couverts plus hauts, elles ont été prises par-dessous avec l'appareil photographique placé au niveau du sol. La distance optimale du couvert pour les photographies prises par-dessus a été adaptée en fonction de l'espèce et du stade phénologique ; lorsque le temps était ensoleillé, ce qui était souvent le cas pour les mesures sur le tournesol et le maïs à la fin de leur développement, nous avons évité que la lumière directe du soleil n'atteigne l'objectif. Dans tous les cas, nous avons fait en sorte que l'objectif soit horizontal au moment de la prise de photographie et que les feuilles ne soient pas trop près de l'objectif. Des exemples de photographies effectuées sur les parcelles à différents stades de développement sont présentés Figure II-14.

La version de CAN_EYE utilisée pour traiter les photographies est la version 4.0. Le calcul du LAI effectif étant basé sur la loi de Poisson, il suppose que la fraction de trou décroît de façon exponentielle et monotone avec l'angle de visée. Nous avons donc fait en sorte de minimiser l'effet des rangs caractéristique des types de couverts étudiés en tournant en azimut à chaque prise de photographie.

Le traitement a été restreint aux angles zénithaux inférieurs à 60° car au-delà, la résolution spatiale est plus faible et le nombre de pixels mixtes de l'image est élevé, ce qui rend l'étape de classification plus difficile. Enfin, la résolution angulaire utilisée correspond aux valeurs par défaut dans le logiciel ; 2.5°en zénith et 5° en azimut.

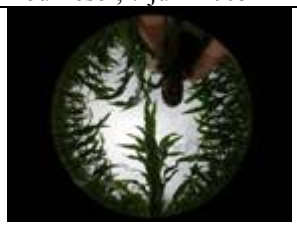
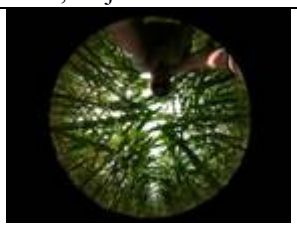
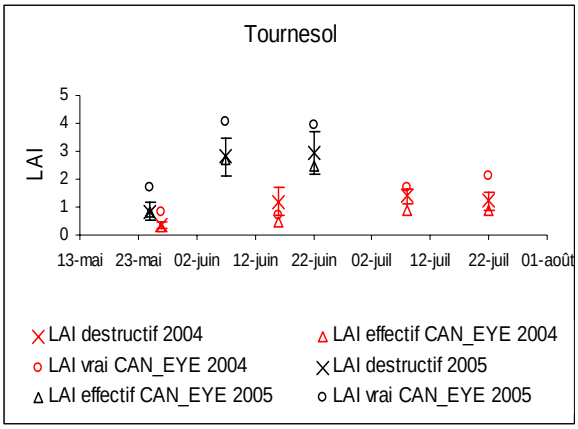
 Tournesol, 27 mai 2004	 Tournesol, 24 juin 2004	 Tournesol, 8 juillet 2004
 Tournesol, 22 juillet 2004	 Tournesol, 25 mai 2005	 Tournesol, 7 juin 2005
 Tournesol, 22 juillet 2005	 Maïs, 24 juin 2004	 Maïs, 6 juillet 2004
 Maïs, 22 juillet 2004	 Maïs, 3 août 2004	 Maïs, 7 juin 2005
 Maïs, 22 juin 2005	 Maïs, 5 juillet 2005	 Maïs, 27 juillet 2005
 Blé, 9 février 2005	 Blé, 4 mars 2005	 Blé, 1er avril 2005
 Blé, 14 avril 2005	 Blé 4 mai 2005	 Blé, 11 mai 2005

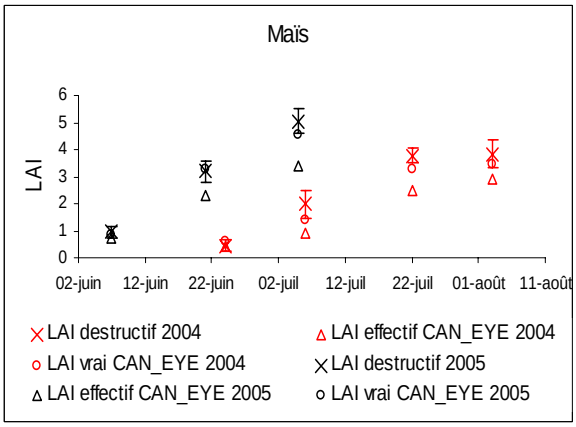
Figure II-14 : Exemples de photographies hémisphériques effectuées pour tous les types de couverts étudiés pour différents stades de développement.

Les courbes d évolution des LAI destructif, LAI^{eff} et LAI^{vrai} estimés par CAN_EYE pour chaque parcelle sont présentés Figure II-15. Tous les résultats ainsi que les conditions de prise de vue sont résumés dans le Tableau II-2. Les résultats des estimations des ALA^{eff} ALA^{vrai} et des coefficients d'agrégation λ au nadir, pour θv 30° et 57.5° sont présentés en Annexe 3.

Tableau II-2: Mesures de LAI destructives et estimations CAN_EYE pour chaque date et chaque espèce et conditions de prise de vue (bas= photo prise au-dessus du couvert, haut= photo prise au-dessous le couvert) et d'illumination.

		LAI^{dest}	σsur le LAI^{dest}	LAI^{eff}_{θ} (LAI^{eff}_{57})	LAI^{vrai}_{θ} (LAI^{vrai}_{57})	Prise de vue	Conditions d'illumination
Blé 2005	21 janvier	0.11	0.03	0.20(0.18)	0.19(0.18)	bas	nuageux
	9 février	0.19	0.03	0.10(0.13)	0.15(0.14)	bas	nuageux
	4 mars	0.27	0.06	0.30(0.32)	0.33(0.33)	bas	nuageux
	1er avril	1.03	0.33	0.10(0.94)	1.01(0.98)	bas	ensoleillé
	14 avril	2.63	0.45	2.60(2.22)	3.03(2.94)	bas	ensoleillé
	4 mai	3.36	0.57	3.00(2.73)	3.25(2.99)	bas	nuageux
	11 mai	3.43	0.79	3.40(3.29)	4.18(4.21)	bas	nuageux
Maïs 2004	24 juin	0.45	0.22	0.40(0.38)	0.6(0.71)	bas	nuageux
	6 juillet	1.98	0.53	0.90(0.91)	1.37(1.74)	bas	nuageux
	22 juillet	3.77	0.28	2.50(2.44)	3.30(3.9)	haut	ensoleillé
	3 août	3.84	0.5	2.90(2.75)	3.46(4.14)	haut	ensoleillé
2005	7 juin	0.95	0.2	0.70(0.70)	0.82(1.19)	bas	nuageux
	21 juin	3.19	0.39	2.30(2.25)	3.25(3.68)	haut	ensoleillé
	5 juillet	5.06	0.44	3.40(3.43)	4.55(4.81)	haut	ensoleillé
Tournesol 2004	27 mai	0.34	0.11	0.30(0.24)	0.85(0.4)	bas	nuageux
	16 juin	1.2	0.49	0.50(0.51)	0.69(0.92)	bas	nuageux
	8 juillet	1.39	0.27	0.90(0.95)	1.73(2.03)	haut	nuageux
	22 juillet	1.22	0.33	0.90(0.97)	2.09(2.12)	haut	ensoleillé
2005	25 mai	0.85	0.33	0.80(0.72)	1.72(1.52)	bas	ensoleillé
	7 juin	2.8	0.69	2.70(2.20)	4.04(3.54)	haut	ensoleillé
	22 juin	2.92	0.77	2.50(2.52)	3.97(3.78)	haut	ensoleillé





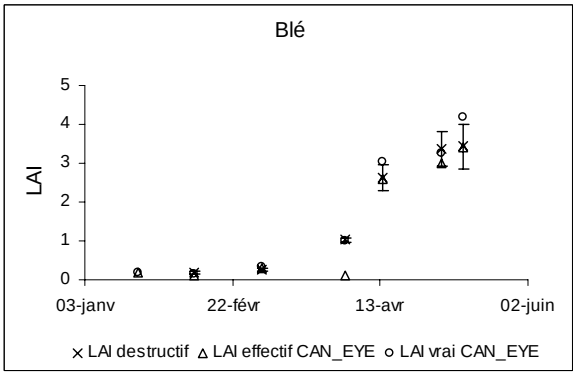


Figure II-15 : Evolution du LAI destructif (avec écart-type) et des LAI effectif et LAI vrai issus de CAN_EYE, pour chaque parcelle étudiée, en 2004 et 2005.

L'analyse détaillée de ces résultats ainsi que la comparaison des estimations indirectes de LAI avec les mesures destructives est effectuée au Chapitre III.

II.2.3. Mesures allométriques

A chaque fois que des mesures de LAI ont été effectuées sur la parcelle de maïs, nous avons mesuré la hauteur moyenne et l'épaisseur moyenne des rangs du couvert végétal afin de renseigner le modèle DART sur la structure 3D du couvert lors des simulations de la FDRB effectuées au chapitre IV. Le Tableau II-3 présente les mesures pour le couvert de maïs en 2005 pour les trois stades phénologiques étudiés.

Tableau II-3: Mesures allométriques effectuées sur la parcelle de maïs en 2005.

		Hauteur moyenne (m)	Epaisseur moyenne de rangs (m)
Maïs 2005	7 juin	0.55	0.46
	22 juin	1.44	0.92
	5 juillet	1.96	0.79

On note que la hauteur moyenne du couvert augmente au cours du temps. Ce n'est pas le cas pour l'épaisseur des rangs qui est maximale le 22 juin et diminue au stade phénologique suivant. Sur le terrain, nous avons observé en effet une réorientation des feuilles du haut du couvert pour ce dernier stade ; les feuilles se redressent et se rapprochent de l'axe du pied.

II.2.4. Mesures de réflectance de feuilles

En 2003, nous avons effectué des mesures de réflectance de feuilles de maïs directement au sein de la parcelle étudiée. La mesure moyenne sera utilisée en entrée de DART pour simuler la FDRB de la parcelle de maïs. Les mesures ont été effectuées sur un fond noir avec un spectromètre ETA-960821, une fibre optique et une plaque de référence (diffuseur lambertien). Le signal est enregistré entre 450 et 1000 nm avec une résolution spectrale de 1.1 nm. La Figure II-16 présente un spectre de réflectance obtenu au nadir avec un angle d'incidence du rayonnement de 30° pour les feuilles à maturité au mois de juin 2005.

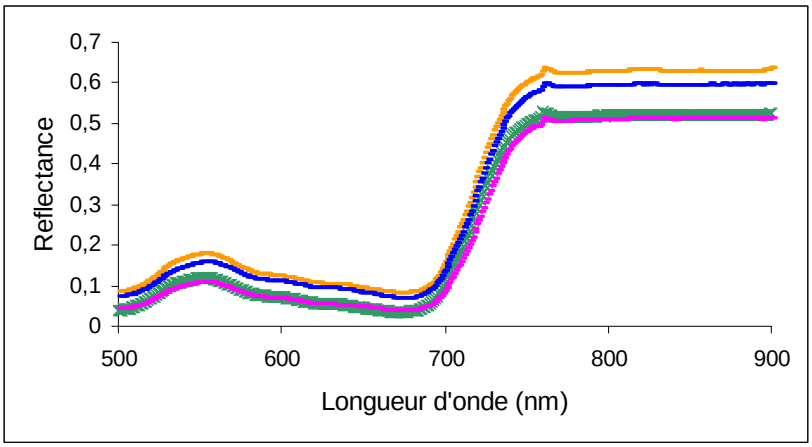


Figure II-16: Exemples de spectre de réflectance mesurés au nadir pour des feuilles de maïs au mois de juin 2005 (500-900nm).

Ce spectre présente une forme caractéristique des feuilles chlorophylliennes avec un pic de réflectance dans le vert et un maximum de réflectance dans le PIR.

Pour les simulations avec le modèle DART, la transmittance des feuilles a été considérée égale à la réflectance mesurée dans le visible ; dans le PIR, une absorption de 5% a été prise en compte.

II.2.5. Mesures de FDRB de sol

La connaissance des propriétés optiques du sol est indispensable si on veut simuler la FDRB de manière réaliste. Nous avons effectué des mesures de réflectance directionnelle sur le sol le plus représenté dans la zone d'étude qui est un sol limoneux couramment nommé « Boulbène ».

Les mesures ont été effectuées sur le sol sec semé avec un spectroradiomètre de terrain (Field Spec pro FR, ASD) acquis au CESBIO en 2005. Cet appareil permet d'acquérir des mesures dans la gamme de longueur d'onde 350-2500 nm avec une résolution spectrale de 10nm. Une fibre optique a été utilisée afin de réduire le champ de vue du capteur. Afin de limiter le risque de changements d'éclairement au cours de la mesure dus aux passages de nuages, les mesures ont été effectuées lorsque le ciel était complètement dégagé. Nous avons effectué des mesures tous les 10° jusqu'à 60° de visée, pour une valeur de θs de 30° et pour deux plans azimutaux, le plan principal et le plan perpendiculaire. Pour effectuer des mesures directionnelles tous les 10°, nous avons adapté un inclinomètre sur la fibre optique. Une photographie du sol et les mesures directionnelles effectuées dans le rouge et le PIR sont présentées en symboles vides Figure II-17 a et b.

Le modèle de Hapke (1981) a été inversé à partir de nos mesures afin d'estimer les paramètres qui seront utilisés dans DART. Compte tenu du fait qu'on ne peut pas vraiment mesurer d'amplitude du pic du hotspot sur le terrain car un échantillonnage tous les 10° n'était pas suffisant, nous avons fixé le paramètre B_0 qui décrit l'amplitude du hotspot à 1. L'inversion a été réalisée sous MatLab par optimisation non linéaire par les moindres carrés.

Les paramètres obtenus pour les deux bandes spectrales considérées sont présentés dans le Tableau II-4 ci-dessous. La FDRB obtenue dans le plan principal est présentée Figure II-17b.

Tableau II-4 : Paramètres de Hapke obtenus par inversion pour le sol limoneux sec semé.

Albédo de simple diffusion ω		Paramètre de rugosité	Paramètres décrivant le fonction de phase				
ω rouge	ω PIR	h	b1	c1	b2	c2	B_0
0.1915	**0.2374**	**0.935**	**1.412**	**0.499**	**1.466**	**-0.81**	**1**

(a) (b)



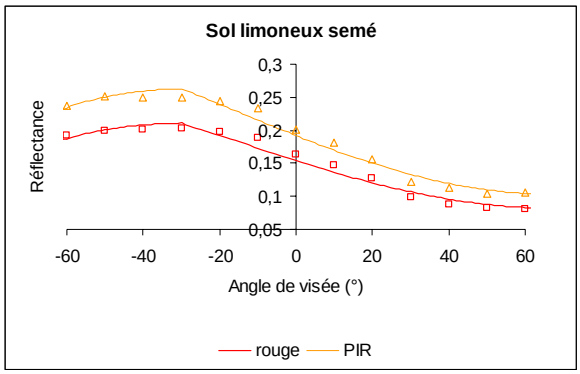


Figure II-17 : (a) Photographie du sol limoneux présente sur la zone, (b) Mesures de réflectance directionnelle dans le plan principal pour le sol limoneux dans le rouge et le proche infrarouge (PIR) et courbe ajustée avec le modèle de Hapke. La mesure a été effectuée pour un angle zénithal solaire de 30°.

L'albédo de simple diffusion ω augmente avec la longueur d'onde. Le paramètre de rugosité h est fort, ce qui souligne une rugosité importante ; en effet, le sol contient des cailloux qui accentuent les effets d'ombres.

Ces mesures et les résultats de l'inversion nous permettront de simuler avec DART une FDRB de sol réaliste, prenant en compte l'anisotropie de la réflectance.

III. VALIDITE DES ESTIMATIONS DU LAI ISSUES DU LOGICIEL CAN_EYE POUR DES CULTURES - APPORT DU COEFFICIENT D'AGREGATION

III.1. OBJECTIFS

Comme nous l'avons vu, le logiciel CAN_EYE a été choisi pour le traitement des photos car il permet une estimation du LAI effectif mais aussi du LAI vrai en prenant en compte un coefficient d'agrégation du couvert. L'objectif principal de ce chapitre est de tester la validité des estimations de LAI et du coefficient d'agrégation pour les couverts de blé, maïs et tournesol à des stades différents de développement.

Avant de comparer les estimations de CAN_EYE aux mesures de LAI destructives (LAI^{dest}), la sensibilité des estimations du LAI effectif (LAI^{eff}) aux conditions d'acquisition (échantillonnage spatial, conditions d'éclairement) a été analysée.

Une partie de ces résultats a fait l'objet d'une publication soumise à Agricultural and Forest Meteorology (Annexe 4).

III.2. SENSIBILITE DE L'ESTIMATION DU LAI EFFECTIF AUX CONDITIONS DE PRISE DE VUE

III.2.1. Echantillonnage spatial

L'échantillonnage dépend du nombre de photographies prises et de la distance entre l'objectif et la canopée, qui déterminent la surface visée.

III.2.1.1. Nombre de photos

En 2005, 30 photographies ont été acquises sur le couvert de maïs en juin (LAI^{dest} = 0.95) et juillet (LAI^{dest} = 1.96). En juin, les rangées étaient bien visibles, alors qu'en juillet le sol était quasiment totalement recouvert par la végétation. Afin de définir le nombre optimal de photographies nécessaires pour ce type de couvert, nous avons effectué le traitement sur 10 séries de 14, 10 et 6 photographies choisies au hasard (la moitié des

photographies prises sur le rang, l'autre moitié sur l'inter-rang). Nous avons calculé l'erreur quadratique moyenne ou RMSE comme suit:

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{\mathrm{N}}\sum_{\theta}\left(LAI^{\mathrm{eff}}\theta - LAI^{\mathrm{dest}}\right)^2} \qquad (III.1)$$

Avec N le nombre de traitements effectués.

Comme attendu, on peut voir que le RMSE diminue quand le nombre de photos augmente (Tableau III-1). L'utilisation de 14 photographies devrait fournir des estimations plus représentatives du couvert puisque la précision relative (RMSE/LAI^{eff}) est de 4% pour le mois de juin et de 3% pour le mois de juillet. Ces résultats rejoignent ceux de Weiss et al. (2004) qui conseillent de prendre un minimum de 12 photos.

Tableau III-1: valeurs de RMSE calculées sur des séries de 6, 10 et 14 photographies acquises en 2005 sur un couvert de maïs à deux stades de développement différents.

Dates	**6 photos**	**10 photos**	**14 photos**
7 juin	0.05	0.05	0.03
5 juillet	0.18	0.10	0.10

III.2.1.2. Distance entre l'objectif et la canopée

Des photographies ont été prises au-dessus d'un couvert de blé (mois de mars) et de maïs (mois de juin) à différentes distances entre l'objectif et la canopée (Tableau III-2). Les distances choisies ont été adaptées pour les deux types de couvert car ils présentent des distances inter-rangs et des tailles de feuilles différentes.

Tableau III-2 : Valeurs de LAI^{eff} et ALA^{eff} estimées à partir de photos acquises sur du blé et du maïs pour différentes distances entre l'objectif et la canopée.

	Distance entre l'objectif et la canopée (m)	LAI^{eff}	ALA^{eff}
Blé 4 mars 2005	0.30	0.40	30°
	0.60	0.30	18°
Maïs 7 juin 2005	0.40	0.70	66°
	0.90	0.70	62°

Pour le blé, les fractions de trou mesurées et estimées (Figure III-1) sont assez proches quelle que soit la distance choisie. Dans ce cas, la distance influence peu la valeur de la fraction de trou mesurée, suggérant une bonne représentativité spatiale dans les deux cas. Les images effectuées à une distance de 60 cm étaient difficiles à classer car le nombre de pixels mixtes était élevé (25%); on peut donc penser qu'une distance intermédiaire, autour de 40-50 cm serait optimale.

On note toutefois une différence significative dans les valeurs de LAI^{eff} estimés, principalement due à une différence dans l'estimation du ALA^{eff} au cours du processus d'inversion (Tableau III-2).

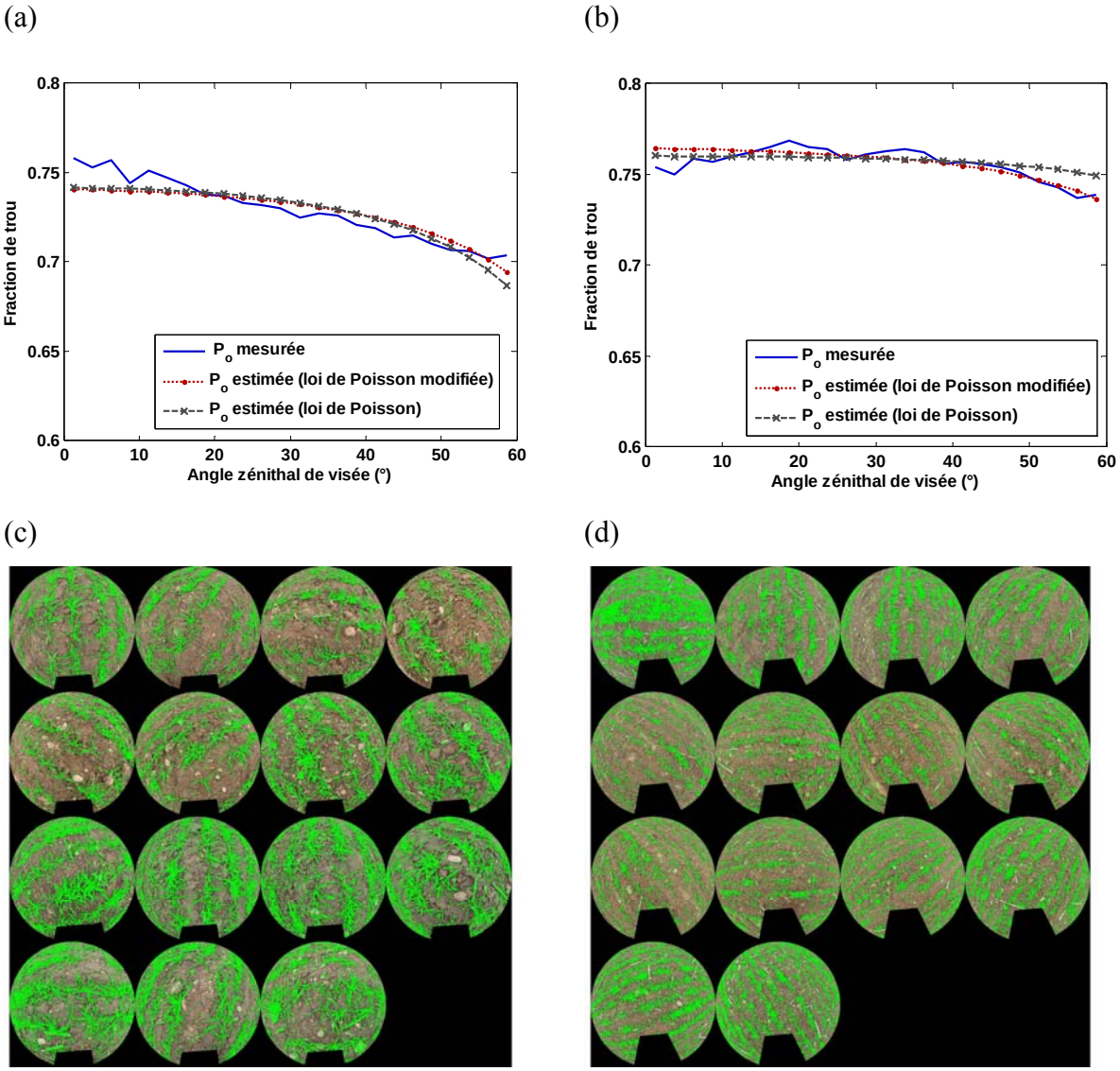
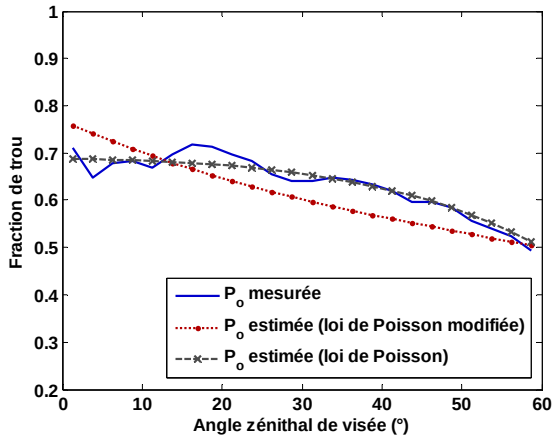


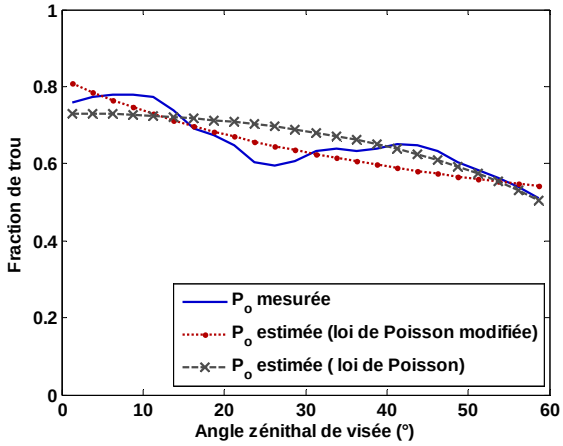
Figure III-1 : Fraction de trou mesurée sur le couvert de blé le 4 mars 2005, (a) photographies acquises à 30cm de la canopée et (b) à 60cm. Classification issue de CAN_EYE, (c) photos à 30cm et (d) à 60cm ; les pixels classés en feuilles sont représentés en vert.

Pour le maïs, un changement de distance entre l'objectif et la canopée entraîne une modification importante de la variation directionnelle de fraction de trou mesurée (Figure III-2a et b). Les feuilles de maïs étant assez larges, nous n'avons pas eu de difficulté pour classer les images, quelle que soit la distance. Cependant, les photographies acquises à 40 cm présentent une représentativité spatiale faible car peu de rangs sont visibles (Figure III-2c). Celles acquises à 90 cm sont plus représentatives car la surface échantillonnée est plus importante (Figure III-2d). Ainsi, la fraction de trou mesurée est plus représentative du couvert. Néanmoins, les fractions de trou estimées sont similaires dans le deux cas (Figure III-2c et d, courbe rouge) et les ALA^{eff} issus de l'inversion sont très proches, ce qui explique que les estimations de LAI obtenues soient similaires (Tableau III-2).

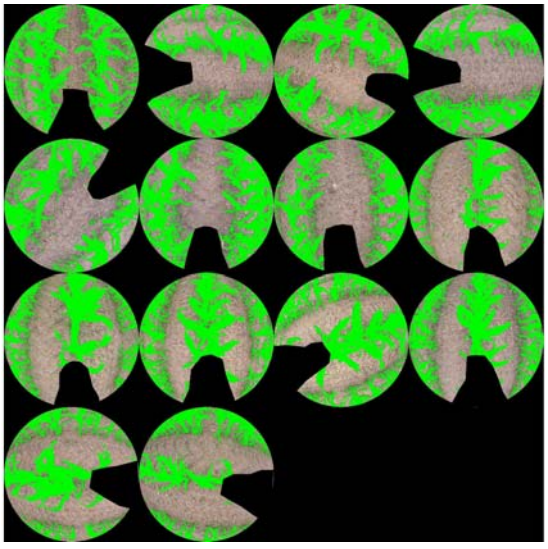
(a)



(b)



(c)



(d)

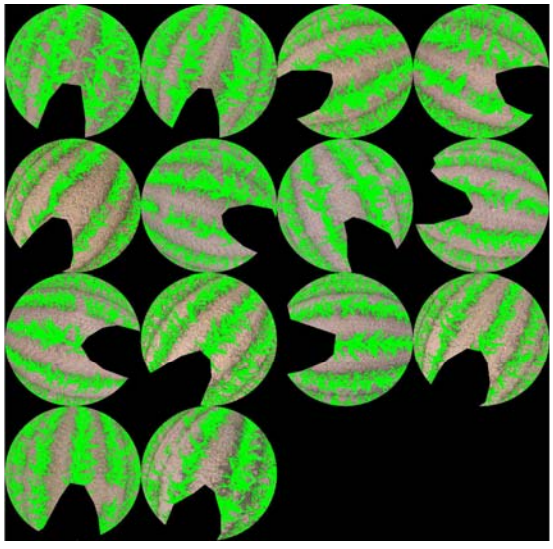


Figure III-2 : Fraction de trou mesurée sur le couvert de maïs le 7 juin 2005, (a) photographies acquises à 40cm de la canopée et (b) à 90cm. Classification issue de CAN_EYE, (c) photos à 40cm et (d) à 90cm.

Ainsi, pour obtenir des estimations de LAI représentatives du couvert végétal étudié, un compromis doit être trouvé entre la représentativité spatiale (distance assez importante pour qu'un maximum de surface soit visible) et la résolution de l'image (distance pas trop importante pour que la proportion de pixels mixtes soit faible). La distance optimale entre l'objectif et la canopée doit être choisie en fonction de l'espèce (taille des feuilles, espace inter-rangs), mais aussi au sein d'une même espèce en fonction de la phénologie si les feuilles présentent un changement de morphologie important au cours de leur développement. Cette distance optimale doit être ajustée avant chaque prise de photographies. Pour les couverts étudiés ici (distances inter-rangs de 0,2m pour le blé et de 0,8m pour le maïs et le tournesol), nous estimons que la distance optimale est d'environ 45 cm pour le blé jeune et de 70 cm environ pour le blé mature. Pour le maïs et le tournesol, elle est de 60 cm environ pour les jeunes canopées et de 1m environ pour les canopées à maturité. Si les rangs sont plus espacés, il faudra éloigner l'objectif et adapter la distance afin qu'au moins deux rangées soient visibles sur toutes les photographies (inter et intra-rangs).

III.2.2. Vues de dessus, vues de dessous

Des photographies ont été prises par-dessus la canopée et par-dessous la canopée pour le blé (11 mai) et le tournesol (7 juin). Les photographies prises de dessus ont été acquises à environ 60 cm de distance pour le blé et 90 cm pour le tournesol. Les résultats des estimations de LAI effectif et de ALA effectif sont présentés dans le Tableau III-3.

Tableau III-3: LAI^{eff}_{θ} estimé pour le blé et le tournesol avec des images acquises par-dessus et par-dessous la canopée.

2005	Blé	Tournesol
Hauteur de la canopée (m)	0.66	1.00
Vues de dessus	3.40 (ALA^{eff} =74°)	1.70 (ALA^{eff} = 52°)
Vues de dessous	3.30 (ALA^{eff}= 80°)	2.70 (ALA^{eff} = 56°)

Pour le blé, la fraction de trou calculée à partir des photos prises par-dessus est plus élevée que celle obtenue avec les photos prises par-dessous (Figure III-3a et b). Dans ce type de couvert où les rangs sont peu espacés, les feuilles sont très proches de l'objectif lorsque les photographies sont prises de dessous, ce qui réduit le champ de vue et ne permet pas un bon

échantillonnage spatial. De plus, la réduction de l'angle de visée à 60° tend à augmenter artificiellement la proportion de ciel, ce qui entraîne une augmentation de la fraction de trou.

Malgré cette forte différence entre les valeurs de fractions de trou mesurées, les estimations de LAI sont proches (Tableau III-3). Toutefois, les photographies prises par-dessus étaient plus représentatives du couvert et moins sensibles aux effets d'exposition. Elles devraient donc permettre des estimations de LAI plus précises.

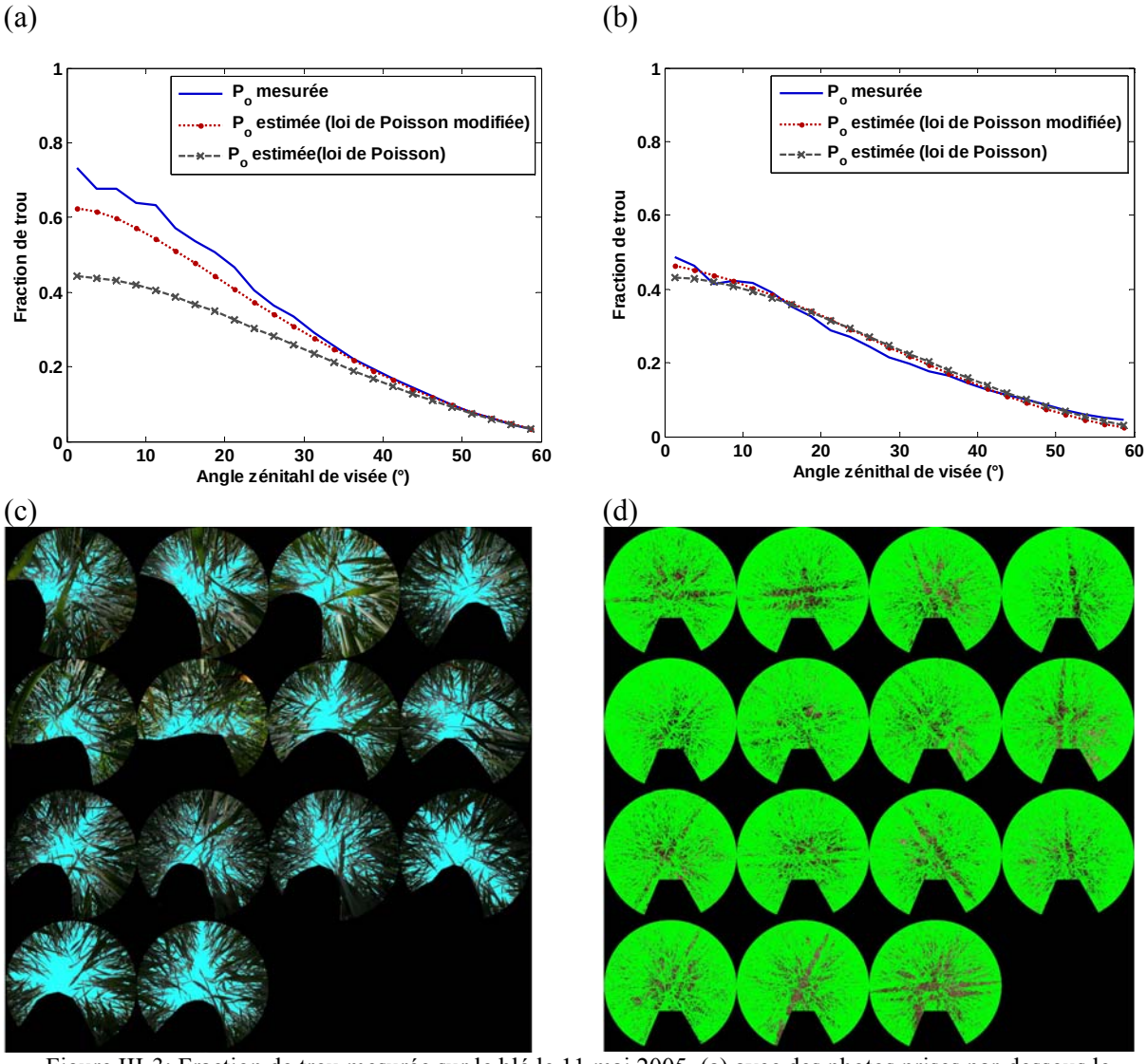


Figure III-3: Fraction de trou mesurée sur le blé le 11 mai 2005, (a) avec des photos prises par-dessous le couvert, (b) avec des photos prises par-dessus le couvert. Classification issue de CAN_EYE, (c) photos par-dessous (seul le ciel a été classé) et (d) photos par-dessus (seules les feuilles ont été classées).

Pour le tournesol, les fractions de trou mesurée et simulée et les estimations de LAI^{eff} varient suivant les prises de photographies (Figure III-4a et b, Tableau III-3). Lorsque les photos sont prises de dessus (90 cm), la classification s'est avérée difficile à cause des effets d'ombre importants (Figure III-5a). 74% de pixels ont été classés en feuilles et le LAI^{eff} résultant est de 1.70. Lorsque les photos ont été prises par-dessous, la classification a été beaucoup plus facile et 85% des pixels ont été classés en feuilles, conduisant à un LAI^{eff} de 2.70. Les photographies montrent que l'échantillonnage spatial est équivalent dans les deux cas (Figure III-5), ce qui signifie que le seul effet qui explique la différence entre les fractions de trou mesurées, et donc entre les valeurs de LAI estimées, est la classification.

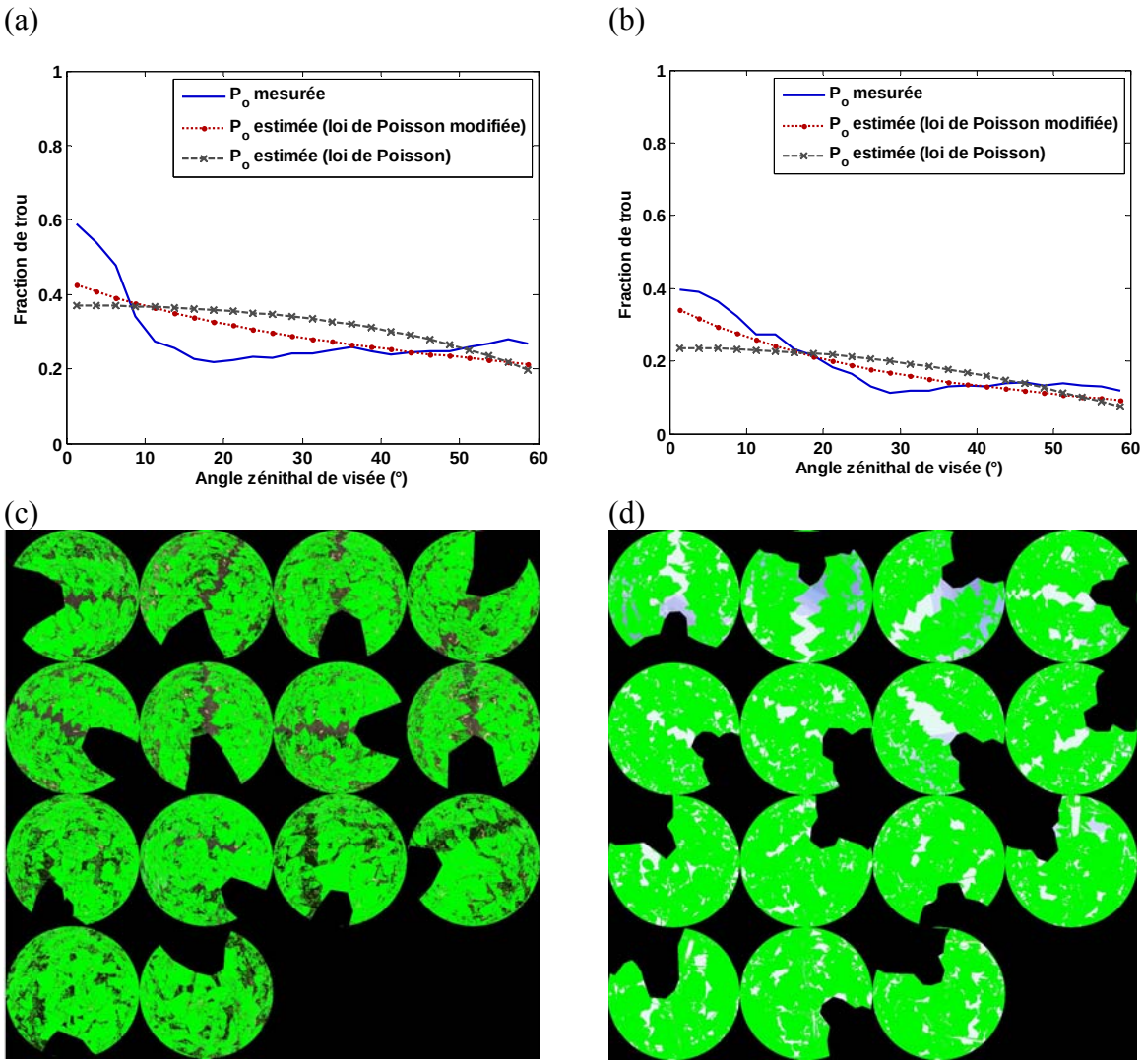


Figure III-4 : Fraction de trou mesurée sur le tournesol le 7 juin 2005, (a) avec des photos prises par-dessus le couvert, (b) avec des photos prises par-dessous le couvert. Classification issue de CAN_EYE, (c) photos par-dessus et (d) photos par-dessous.

(a) (b)

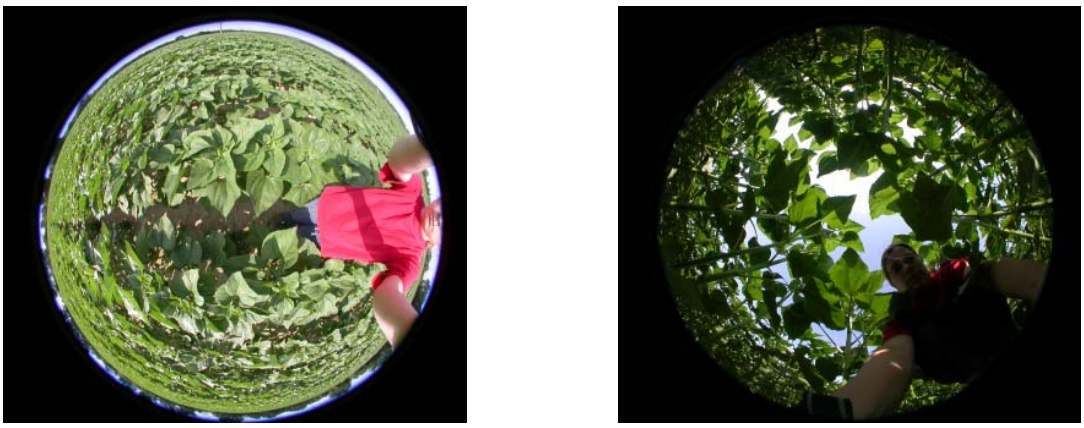


Figure III-5 : exemples de photographies acquises sur le tournesol (a) vue de dessous et (b) vue de dessus.

En conclusion, lorsque cela est possible, il faut privilégier les acquisitions en conditions d'éclairement diffus. Pour les canopées de hauteur inférieure à un mètre, les acquisitions doivent être effectuées par-dessus. Pour les canopées de hauteur supérieure à un mètre, les photographies peuvent être acquises par-dessous avec l'objectif placé au niveau du sol. En conditions ensoleillées, l'utilisateur devra alors éviter que les rayons directs du soleil atteignent l'objectif et devra porter un intérêt particulier au choix de l'exposition qui peut engendrer des sous-estimations du LAI (Zhang et al., 2005).

III.3. COMPARAISON DU LAI ESTIME PAR CAN_EYE AVEC LES MESURES DESTRUCTIVES

III.3.1. LAI effectif

La comparaison entre les LAI effectif (LAI^{eff}_{θ}) et destructif (LAI^{dest}) pour toutes les espèces et toutes les dates confondues est présentée Figure III-6. Les RMSE ont été calculés par espèce et pour l'ensemble des points et sont présentés dans le Tableau III-4. Le RMSE pour toutes les espèces confondues est de 0.63. On note une tendance à la sous-estimation systématique du LAI (pente=0.78), comme observé par de nombreux auteurs (Neuman et al., 1989 ; Van Gardingen et al. 1999). Cette sous-estimation est marquée pour les couverts de maïs et de tournesol. Le plus faible RMSE est obtenu pour le couvert de blé (RMSE = 0.15) et le plus fort pour le maïs (RMSE = 1.02). Le RMSE pour le couvert de tournesol est de 0.38.

Ces résultats suggèrent que le modèle de Poisson est bien adapté pour estimer la fraction de trou directionnelle de couverts de blé, ce qui ne semble pas être le cas pour les couverts de maïs et tournesol qui présentent des structures plus agrégées.

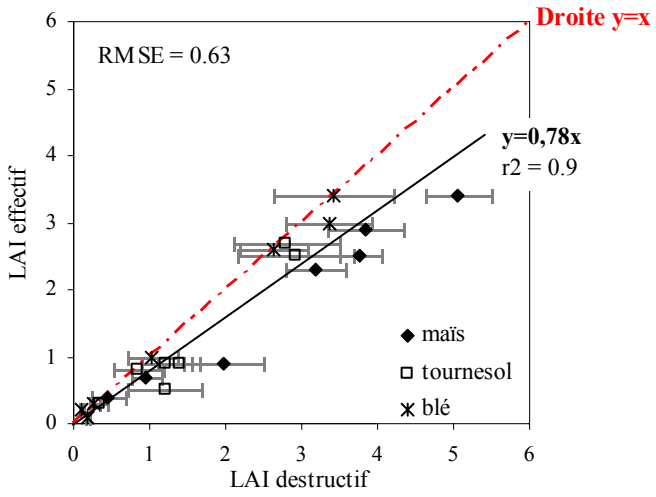


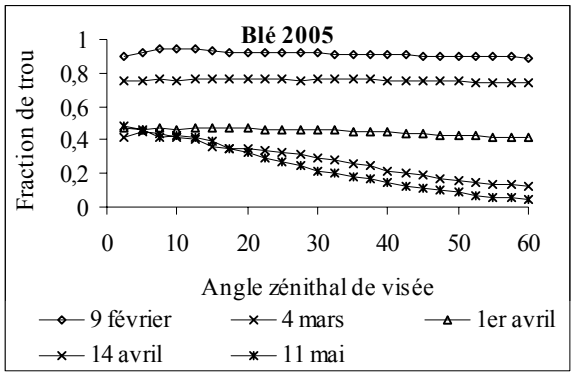
Figure III-6: Comparaison entre le LAI effectif (LAI^{eff}_{θ}) et le LAI destructif mesurés sur toutes les parcelles en 2004 et 2005. Les écarts-types associés aux mesures destructives de LAI sont représentés.

Tableau III-4: Valeurs de RMSE pour toutes les cultures étudiées en 2004 et 2005 et pour les différents LAI estimés.

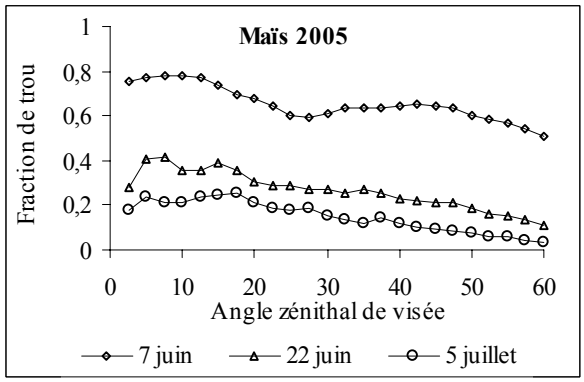
	Toutes les cultures	Blé	Maïs	Tournesol
RMSE LAI^{eff}	0.63	0.15	1.02	0.38
RMSE LAI^{vrai}	0.56	0.33	0.39	0.83
RMSE LAI^{eff}_{57}	0.68	0.29	1.05	0.43
RMSE LAI^{vrai}_{57}	0.46	0.35	0.29	0.66

Nous avons analysé l'évolution de la fraction de trou pour chaque type de couvert. La Figure III-7 présente les évolutions des fractions de trou pour les trois espèces et les différents stades phénologiques étudiés.

(a)



(b)



(c)

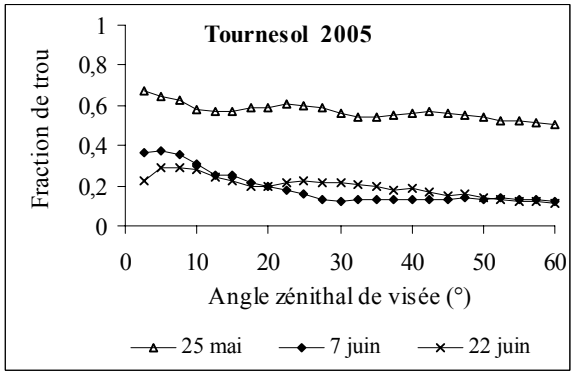


Figure III-7: Variation angulaire de la fraction de trou pour les espèces étudiées en 2005.

La fraction de trou mesurée pour le couvert de blé décroît de façon monotone avec l'angle zénithal de visée, du mois d'avril au mois de mai. (Figure III-7). Nous observons la même tendance pour le couvert de maïs pour les derniers stades de développement, suggérant que l'utilisation d'une loi de Poisson modifiée (chapitre I, équation I.5) pourrait corriger la sous-estimation observée.

Par contre, pour le premier stade de blé et de maïs et tous les stades de tournesol (Figure III-7c), on observe des variations non monotones de la fraction de trou autour de certains angles, qui sont dues à l'effet des rangs.

III.3.2. Estimation du LAI vrai à partir de la fraction de trou directionnelle

La comparaison entre les LAI vrai (LAI^{vrai}) et destructif (LAI^{dest}) pour toutes les parcelles et toutes les dates est présentée Figure III-8.

Le RMSE pour toutes les espèces est de 0.56 ; l'utilisation de la loi de Poisson modifiée, basée sur la méthode de Lang et Xiang (1986) améliore donc globalement l'estimation du LAI. L'amélioration est nette pour le maïs (RMSE = 0.39, Tableau III-4) mais on observe une surestimation marquée du LAI pour le tournesol (RMSE = 0.83).

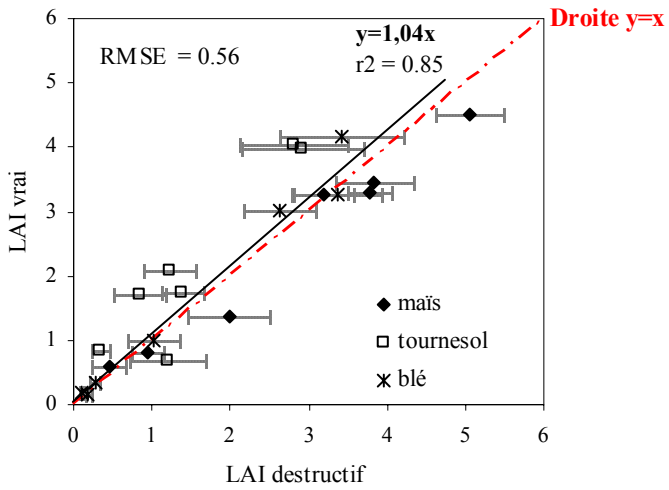
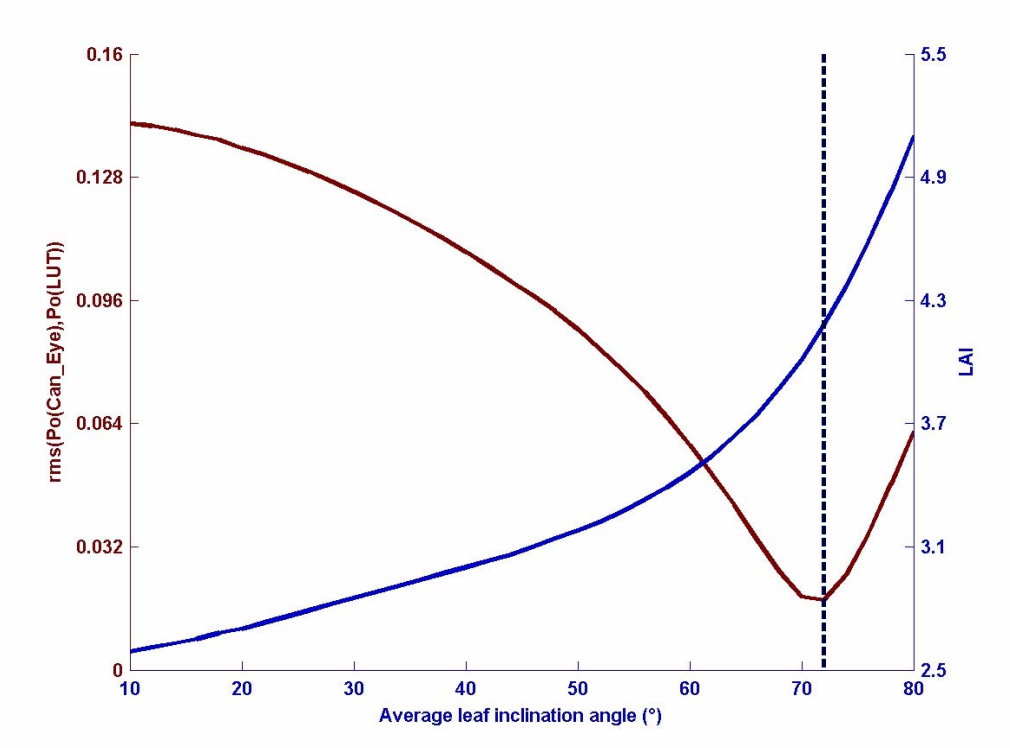


Figure III-8 : Comparaison entre le LAI destructif (LAI^{dest}) et le LAI vrai issu de CAN_EYE (LAI^{vrai}) pour toutes les parcelles en 2004 et 2005. Les écarts-types associés aux mesures destructives de LAI sont représentés.

III.3.3. Validité de l'inversion lors des estimations du LAI vrai

La robustesse de l'inversion peut être évaluée en analysant l'évolution de la fonction coût fournie en sortie de CAN_EYE (Figure III-9). La illustre un cas pour lequel le processus d'inversion peut être considéré comme valide. Il correspond à l'inversion effectuée pour le blé le 11 mai 2005. Le minimum de la fonction coût (ligne rouge) est bien identifié et correspond à une valeur de ALA comprise dans la gamme de variation possible de 10 à 90°. Par contre, pour le tournesol échantillonné le 25 mai (Figure III-9b), le minimum correspond à la plus faible valeur possible du ALA utilisé pour construire la LUT et pour calculer le LAI vrai. Ce résultat a été observé sur la majorité des inversions effectuées pour le tournesol.

(a)



(b)

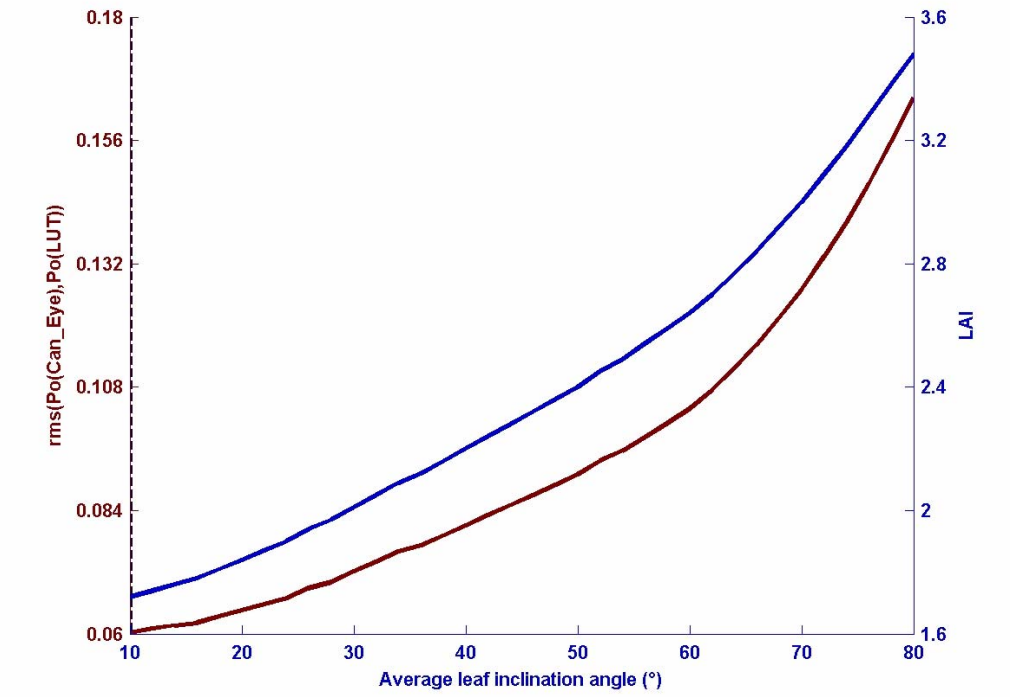


Figure III-9: Résultats des traitements de CAN_EYE effectués sur le couvert de blé le 11 mai 2005 (a) et sur le tournesol le 25 mai (b). La fonction coût (courbe rouge) et les valeurs de LAI vrai (courbe bleue) en fonction de l'angle moyen d'inclinaison foliaire (ALA) sont présentées.

III.3.4. Estimation du coefficient d'agrégation et du ALA

La Figure III-10 présente les courbes d'évolution du coefficient d'agrégation en fonction de θ calculé par la méthode de Lang et Xiang et les courbes ajustées avec la formule issue de Rochdi (2003, chapitre II, équation II.4) pour un stade de blé et de tournesol. Dans les deux cas, les RMSE sont faibles, la loi utilisée s'ajuste bien aux λ calculés. C'est le cas pour la plupart des résultats obtenus dans ce travail.

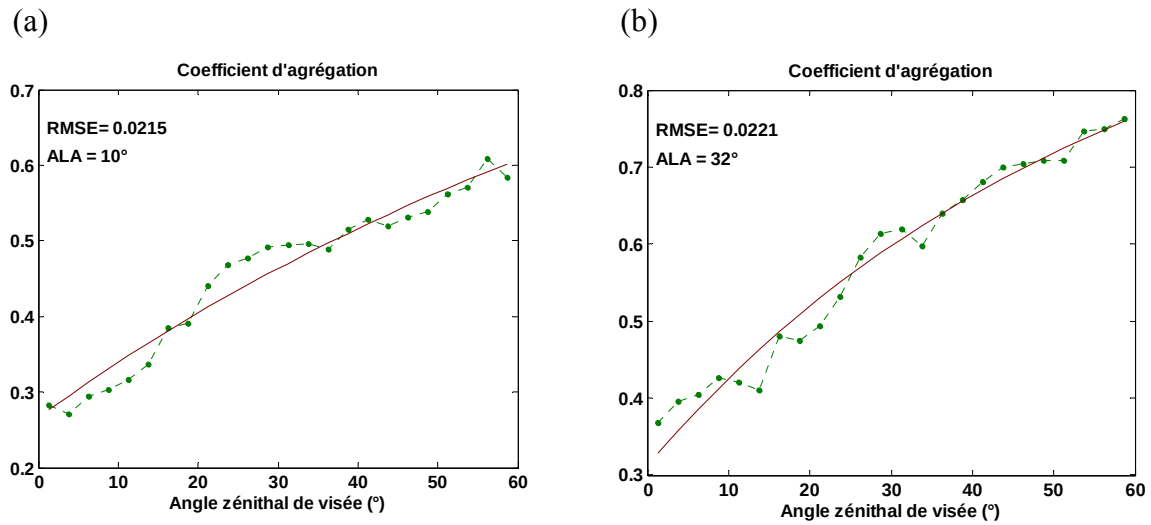


Figure III-10: Evolution du coefficient d'agrégation en fonction de l'angle zénithal de visée θv. Courbe verte : coefficient d'agrégation λ calculé selon la méthode de Lang et Xiang (1986). Courbe rouge : loi λ(θv) ajustée (Rochdi, 2003). (a) stade de tournesol le 7 juin et (b) stade de maïs le 6 juillet 2005.

Les variations de ALA^{eff} et ALA^{vrai} et du coefficient d'agrégation λ au cours de la saison de végétation sont présentées Figure III-12 et Figure III-12 pour toutes les parcelles. On note que les valeurs de ALA^{eff} et de ALA^{vrai} sont très différentes pour le maïs et le tournesol qui ont les structures les plus agrégées. Pour le blé, les ALA sont proches et les coefficients d'agrégation varient d'une date à l'autre, alors qu'ils devraient être proches de 1 pour ce type de milieu homogène. Ces résultats suggèrent l'existence d'un phénomène de compensation entre le ALA vrai et le coefficient d'agrégation dans l'étape d'inversion. Cette hypothèse est confirmée si on analyse les variations temporelles du ALA vrai et du coefficient d'agrégation du blé (Figure III-11 et Figure III-12). λ varie globalement en sens opposé du ALA vrai (Figure III-11a et Figure III-12a). Cet effet moins mis en évidence pour les couverts de maïs (Figure III-11b et Figure III-12b) et le tournesol (Figure III-11c et Figure III-12c) pour lesquels nous disposons de moins de dates de mesures.

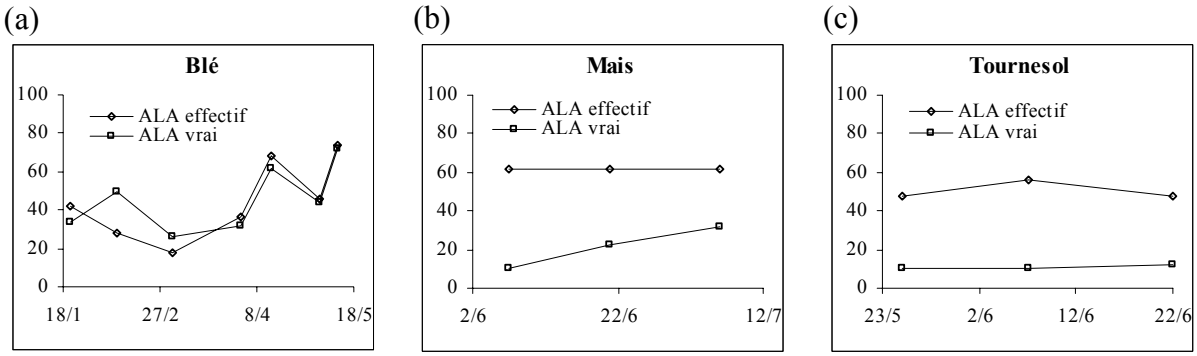


Figure III-11 : Evolution saisonnière du ALA vrai et effectif estimés par CAN_EYE pour les 3 cultures étudiées en 2005.

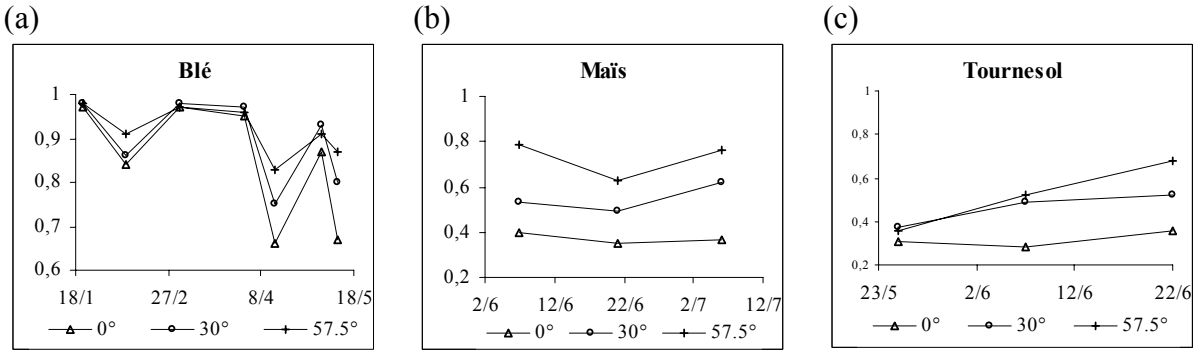


Figure III-12 : Coefficients d'agrégation estimés pour les 3 cultures étudiées en 2005, pour différents angles zénithaux de visée (0°, 30° et 57.5°).

Ce phénomène de compensation entre le ALA vrai et le coefficient d'agrégation suggère un problème dans le calcul du coefficient d'agrégation avec la méthode de Lang et Xiang (1986).

III.3.5. Estimation du LAI vrai à partir de la fraction de trou mesurée à 57.5°

La comparaison entre les LAI vrai et effectif obtenus à partir de la fraction de trou mesurée à 57.5° (LAI^{vrai}_{57} et LAI^{eff}_{57}) et le LAI destructif (LAI^{dest}) pour toutes les parcelles et toutes les dates est présentée Figure III-8.

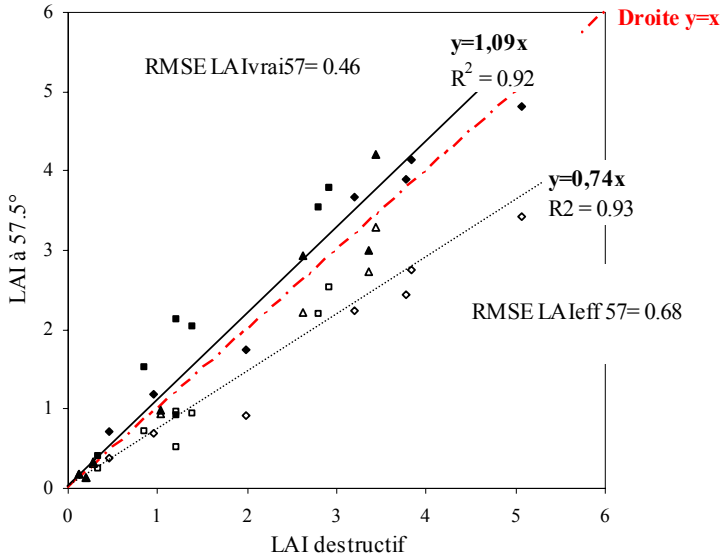


Figure III-13 : Comparaison entre le LAI^{dest} et le LAI^{vrai}_{57} (symboles pleins) ou le LAI^{eff}_{57} (symboles vides) en 2004 et 2005.

L'utilisation d'un LAI^{eff}_{57} conduit à une sous-estimation du LAI telle qu'observée avec le LAI effectif obtenu à partir de la fraction de trou directionnelle, par contre le RMSE est supérieur (0.68).

L'utilisation d'un LAI^{vrai}_{57} conduit au plus faible RMSE (0.46). L'utilisation de la fraction de trou mesuré à 57.5° est une voie intéressante, car dans cette direction, la fraction de trou peut être considérée indépendante du ALA. Le processus d'inversion est donc simplifié et il ne peut plus y avoir d'effet de compensation entre le LAI vrai et le ALA.

III.4. EVALUATION DE LA VALIDITE DES CALCULS DU COEFFICIENT DANS CAN_EYE

III.4.1. Estimation d'un nouveau coefficient d'agrégation à partir des mesures

Nous venons de voir que les estimations du coefficient d'agrégation (λ^{CAN_EYE}) et de ALA doivent être utilisées avec prudence car des compensations entre ces deux paramètres ont été observées dans le processus d'inversion. Afin de nous rendre compte de la validité des estimations de λ^{CAN_EYE}, nous avons calculé un nouveau coefficient d'agrégation noté λ^{MES} à

partir des mesures de fraction de trou et du LAI destructif pour les couverts de maïs et de tournesol qui présentent des structures agrégées. Le calcul des λ^{MES} a été effectué avec la formule :

$$\lambda^{MES}(\theta) = -(\ln (P_0(\theta)).\cos \theta / LAI^{dest}.G(\theta)) \qquad (III.2)$$

Nous avons fixé le LAD pour chaque espèce. Pour le maïs, nous avons effectué les calculs pour un LAD sphérique (Antunes et al., 2001)) et plagiophyle (Guyot, 1997) ; et nous avons chosi un LAD planophile pour le tournesol (observations de terrain).

Les évolutions de λ^{MES} et de λ^{CAN_EYE} pour les parcelles de maïs (seuls les résultats obtenus pour un LAD sphérique sont présentés ici) et tournesol en 2005 sont présentées Figure III-14. Les tableaux contenant les paramètres λ_0, λ_{max}, a et b, décrivant l'équation de la sigmoïde pour toutes les parcelles, sont présentés en Annexe 4.

(a) (b)

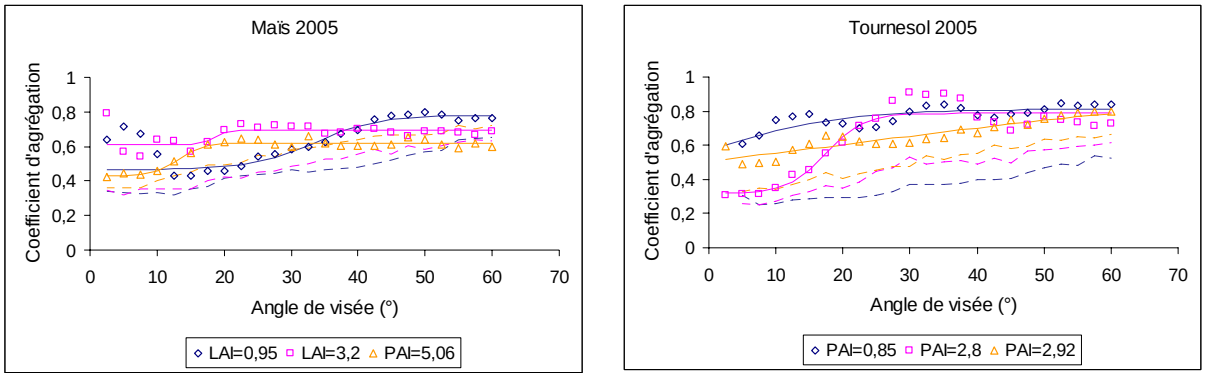


Figure III-14: Coefficients d'agrégation calculés pour chaque espèce et chaque stade phénologique.
Les courbes en trait plein correspondent aux sigmoïdes obtenues d'après les λ^{MES}, les courbes en pointillés correspondent aux estimations CAN_EYE. (a) maïs 2005 et (b) tournesol 2005.

Contrairement à la loi utilisée dans CAN_EYE qui supposait une évolution exponentielle de λ^{CAN_EYE} en fonction de θ, la meilleure courbe d'évolution du λ^{MES} est une sigmoïde (Kucharik et al., 1999) d'ordre 1 de la forme:

$$\lambda^{MES}(\theta) = \lambda_{max}/(1+\exp(-a.(\theta - b)) + \lambda_0 \qquad (III.3)$$

avec λ_0 le coefficient d'agrégation au nadir, λ_{max} l'écart maximal entre le λ^{MES} maximal et le λ^{MES} minimal, a la pente au point d'inflexion et b le point d'inflexion.

Les premières mesures de fraction de trou étant moyennées sur un petit nombre de secteurs angulaires, nous avons estimé que ces valeurs n'étaient pas représentatives de l'ensemble du couvert. L'inversion de la sigmoïde a donc été effectuée uniquement avec les angles de visée supérieurs à 15°.

III.4.2. Evolution du coefficient d'agrégation λ^{MES}

On observe sur la Figure III-14 une forte sensibilité du coefficient d'agrégation au LAI pour les directions proches du nadir, due à la structuration verticale de la végétation. Puis le coefficient augmente et tend vers un plateau pour les plus forts angles. Pour ces deux types de couverts, l'agrégation n'est pas négligeable quel que soit l'angle de visée puisque le coefficient d'agrégation ne dépasse pas 0.8.

Pour le maïs (Figure III-14a) au premier stade phénologique (LAI=0.95), l'agrégation des feuilles est importante avec un coefficient autour de 0.3 jusqu'aux angles de visée de 30° environ ; au-delà, λ^{MES} atteint un plateau autour de 0.8. Dans ce cas, l'agrégation est principalement due aux rangées qui sont encore bien visibles. Pour le deuxième stade phénologique (LAI = 3.2), on observe un aplatissement de la courbe par rapport au premier stade ; λ^{MES} est supérieur à celui du premier stade pour les directions proches du nadir car les rangs se ferment, et est inférieur pour les forts angles de visée car les tiges s'allongent. Pour le dernier stade étudié (LAI=5), on note une augmentation de l'agrégation au nadir et pour les forts angles de visée ; sur le terrain, nous avons observé une ouverture des rangs due à un redressement des feuilles du haut du couvert.

Pour le tournesol (Figure III-14b), c'est au premier stade que l'agrégation est la plus faible car les rangées sont très marquées. Au deuxième stade, on observe une agrégation maximale pour les faibles angles de visée; c'est à ce stade que les feuilles sont bien développées mais elles sont bien concentrées autour des tiges. Au dernier stade, l'agrégation diminue pour les angles de visée les plus faibles car le pétiole s'est développé, entraînant l'augmentation de la distance feuille/tige.

III.4.3. Comparaison de λ^{MES} et λ^{CAN_EYE}

La Figure III-15 présente la comparaison entre les coefficients d'agrégation estimés par CAN_EYE (λ^{CAN_EYE}) et calculés à partir des fractions de trou issues de photographies et des mesures de LAI destructives (λ^{MES}) pour les couverts de maïs et de tournesol en 2004 et 2005. La Figure III-15**Erreur ! Source du renvoi introuvable.**a présente les résultats pour le maïs avec un LAD sphérique et la Figure III-15b pour un LAD plagiophile.

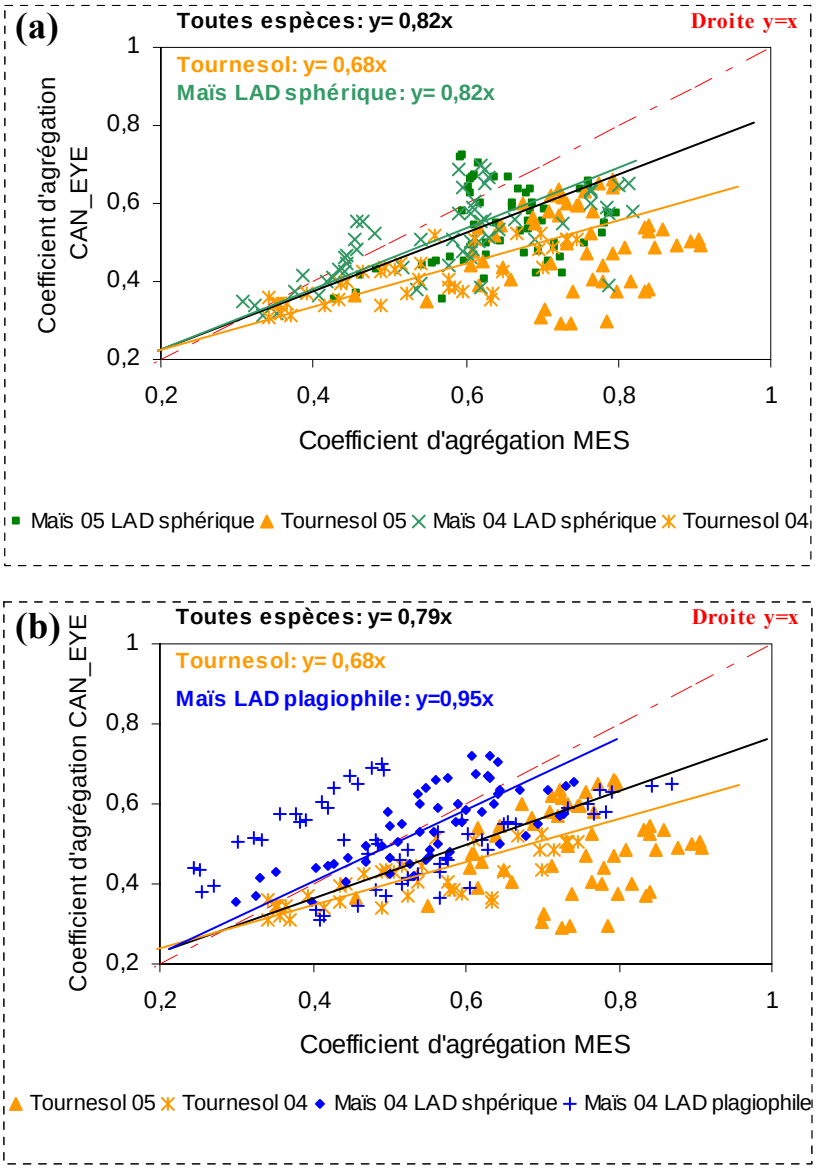


Figure III-15 : Comparaison entre les coefficients d'agrégation estimés par CAN_EYE (λ^{CAN_EYE}) et calculés à partir des fraction de trou issues de photographies et des mesures de LAI destructives (λ^{MES}) pour le maïs (a) avec LAD sphérique et (b) avec LAD plagiophile, et pour le tournesol en 2004 et 2005.

On note une sous-estimation globale de λ^{CAN_EYE} par rapport à λ^{MES} (pente= 0.82 et 0,79 selon le LAD choisi pour le maïs, Figure III-15). Les écarts les plus forts sont observés pour le tournesol avec une sous-estimation marquée de λ^{CAN_EYE} (pente=0.68 ; RMSE=0.19), ce qui peut expliquer la surestimation du LAI vrai fourni par CAN_EYE. Pour le maïs, on observe une sous-estimation beaucoup plus modérée quel que soit le LAD choisi pour le calcul de λ^{MES} (pente=0.82 et 0.95, RMSE=0.13 et 0.11 pour un LAD sphérique et plagiophile respectivement); les estimations de LAI vrai pour le maïs présentent d'ailleurs une bonne adéquation avec les mesures destructives.

Ainsi, il semblerait que les écarts observés entre les estimations du LAI fournies par CAN_EYE et les mesures destructives soient en partie dues à une mauvaise estimation du coefficient d'agrégation dans certains cas et particulièrement pour le couvert de tournesol. Une des principales difficultés dans le calcul du coefficient d'agrégation avec la méthode de Lang et Xiang (1986) utilisée dans CAN_EYE est de définir la taille des cellules élémentaires pour lesquelles la fraction de trou est moyennée. Des améliorations pourraient certainement être apportées, à condition de définir une taille optimale des cellules (actuellement 4° en azimut et 2.5° en zénith) qui est certainement fonction du type de couvert étudié.

III.5. CONCLUSION

Les photographies hémisphériques fournissent des informations pertinentes sur la structure de la canopée. Les mesures sont relativement faciles à réaliser et le traitement des photographies est facilité par des logiciels comme CAN_EYE. Néanmoins, afin d'obtenir des mesures fiables de fractions de trou, plusieurs aspects doivent êtres considérés avec précaution.

Les mesures doivent tout d'abord être représentatives de la canopée. Pour les cultures de blé, de maïs et de tournesol étudiées ici, au moins 10 photographies doivent être effectuées. La distance optimale entre l'objectif et la canopée doit être un compromis entre une surface visée la plus grande possible et une résolution convenable pour permettre une classification facile. Nous avons établi ici que la distance optimale est comprise entre 0.45 et 1m selon l'espèce.

Nous avons noté que les résultats sont améliorés lorsque les photos sont prises de dessus et en conditions nuageuses. En conditions ensoleillées, la phase de classification est plus laborieuse car les effets d'ombre à l'intérieur du couvert sont importants.

Plusieurs méthodes d'estimation du LAI ont été comparées aux mesures destructives. L'utilisation d'un coefficient d'agrégation apporte une nette amélioration pour le couvert de maïs. L'utilisation de la fraction de trou mesurée à 57.5° montre des résultats encourageants. Ces résultats sont en accord avec ceux de Leblanc et Chen (2001) et Weiss et al. (2004). Des photographies prises spécifiquement dans cette direction peuvent maintenant être traitées dans la nouvelle version de CAN_EYE. Ces photographies devraient permettre d'améliorer la résolution pour cet angle, mais le plus faible angle de vue de l'objectif doit être compensé par le traitement d'un plus grand nombre de photos.

Cette étude souligne donc de manière générale la nécessité de mieux prendre en compte l'agrégation des couverts végétaux pour estimer le LAI à partir de mesures optiques de la fraction de trou. La dernière partie du travail a permis de confirmer la nécessité d'améliorer les estimations du coefficient d'agrégation avec la méthode de Lang et Xiang ; cela pourrait être possible en optimisant la taille de cellules pour chaque type de couvert.

IV. APPORT DE L'INTRODUCTION D'UN COEFFICIENT D'AGREGATION DANS UN MODELE 1D DE TRANSFERT RADIATIF A L'ECHELLE D'UNE PARCELLE DE MAÏS

IV.1. OBJECTIFS

L'objectif de ce chapitre est d'évaluer l'apport de l'introduction du coefficient d'agrégation dans un modèle turbide, pour simuler la FDRB et l'albédo d'un milieu hétérogène, qui correspond ici à la parcelle de maïs étudiée en 2005. Pour répondre à cette question, nous avons comparé les simulations de FDRB et d'albédo d'un modèle 3D, aux simulations issues d'un modèle turbide simple (1D) et d'un modèle turbide où le coefficient d'agrégation du couvert λ est pris en compte (1D agrégé) pour trois stades phénologiques.

L'hétérogénéité introduite par la distribution spatiale uniforme des éléments du couvert (rangées de la parcelle de maïs) a été évaluée, ainsi que l'impact de l'anisotropie de la réflectance du sol sur la FDRB et l'albédo du couvert, dans les domaines spectraux du rouge et du proche infra rouge (PIR).

IV.2. METHODOLOGIE

IV.2.1. Construction des maquettes 3D

A partir des mesures des paramètres structuraux (hauteur moyenne, épaisseur des rangs, LAI destructif) effectuées sur le terrain, les maquettes correspondant à la parcelle de maïs pour les trois stades phénologiques étudiés ont été construites. Afin de représenter un couvert le plus réaliste possible, des simulations de la fraction de trou du couvert ont été effectuées avec DART et comparées à celles mesurées avec les photographies hémisphériques. Le pourcentage de cellules de végétation pleines a été utilisé comme paramètre de calage afin que les fractions de trou issues de DART et celles mesurées soient équivalentes. Un exemple de photographie hémisphérique est présenté pour chaque stade Figure IV-1.



Figure IV-1: exemples de photographies hémisphériques effectuées en 2005 sur la parcelle de maïs, (a) LAI=0.95, (b) LAI=3.2 et (c) LAI=5.

Les directions d'illumination θs et φs de DART sont assimilées aux angles de visée θv et φv de CAN_EYE pour les simulations. Nous avons donc effectué des simulations pour différents θs (tous les 10° de 0° à 60° afin d'utiliser la même gamme de variation que pour les photographies) et différents φs (5 φs, de φs= 0° à φs=90°, Figure IV-2).

Lors de la prise de photographies, nous avons tourné en azimut entre chaque photographie afin de minimiser l'effet du aux rangées qui entraîne des variations brusques de la fraction de trou. La fraction de trou DART a donc été calée avec la fraction de trou CAN_EYE pour la direction φs=45°, qui correspond à un cas intermédiaire entre le cas φs=0° où la proportion de sol directement éclairée est la plus faible, et le cas φs=90° où la proportion de sol directement éclairée est la plus forte.

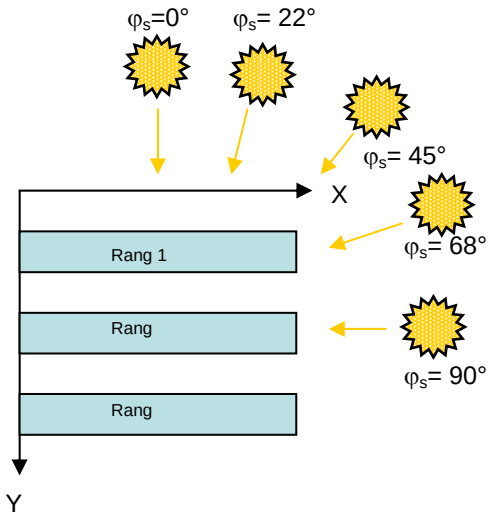


Figure IV-2: Directions azimutales par rapport à l'axe des rangées pour les maquettes3D construites avec DART (φ correspond à l'angle azimutal solaire).

IV.2.2. Construction des maquettes 1D

Les simulations 1D sont effectuées à partir d'une maquette constituée d'une couche turbide de végétation caractérisée uniquement par son PAI et un LAD sphérique.

IV.2.3. Construction des maquettes 1D agrégé

Les maquettes utilisées pour les simulations 1D agrégé sont les mêmes qu'en 1D mais l'agrégation est prise en compte dans le calcul du transfert radiatif à l'aide d'un coefficient d'agrégation du couvert végétal. Les estimations de ce coefficient λ_{DART} sont effectuées à partir de la moyenne des fractions de trou directionnelles DART 3D pour tous les azimuts présentés Figure IV-2 et selon l'équation VI-1 issue de la loi de Poisson modifiée (cf. chapitre I, équation I-5):

$$\lambda_{DART}(\theta) = -(\ln (Po(\theta)).\cos\theta / LAI_{dest}.G(\theta,\varphi)) \quad \textit{(IV-1)}$$

avec le PAI destructif ayant servi à la construction des maquettes et un LAD sphérique (Antunes et al., 2001).

IV.2.4. Simulations de FDRB et d'albédo

Des simulations ont été effectuées avec les trois modèles (3D, 1D, 1D agrégé) dans deux bandes spectrales communes à la plupart des satellites d'observation de la végétation (rouge, 610-680 nm et PIR, 790-890 nm), pour les trois stades phénologiques, deux types de sol lambertien et un type de sol anisotrope, et pour différentes configurations d'illumination. Seul l'éclairement direct est simulé dans ce travail. Les simulations effectuées sont résumées Figure IV-3.

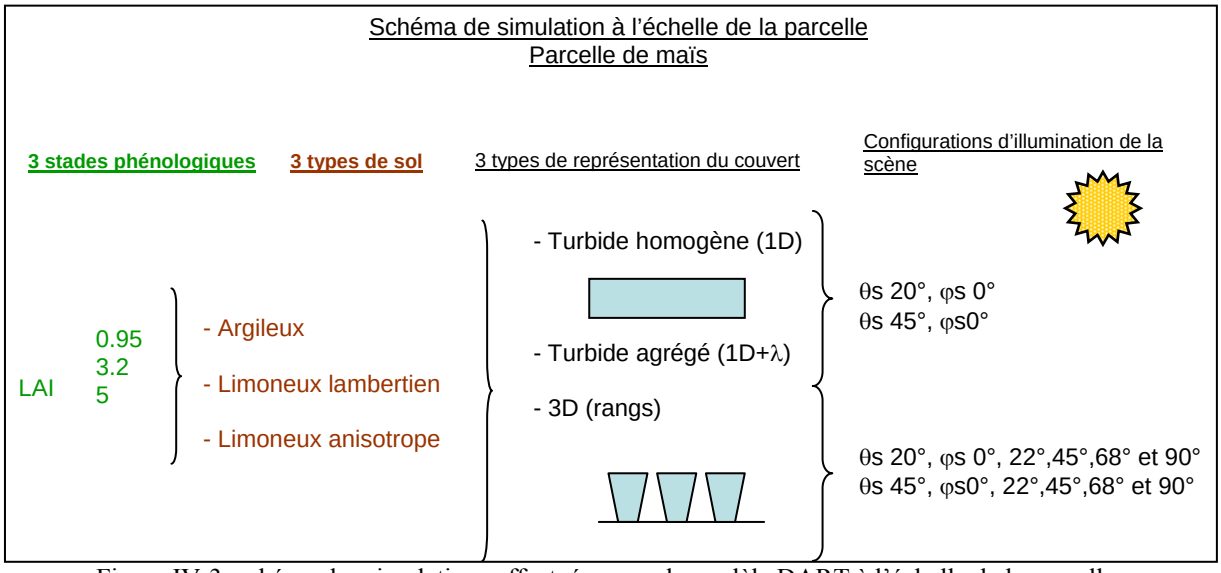


Figure IV-3: schéma des simulations effectuées avec le modèle DART à l'échelle de la parcelle.

Le spectre de réflectance du sol argileux provient de la base de données ASTER. Le spectre du sol limoneux (de type « Boulbène ») et des feuilles de maïs proviennent des mesures réalisées sur le terrain présentées au chapitre II. Pour les simulations effectuées avec le sol limoneux anisotrope, nous avons utilisé les coefficients du modèle de Hapke obtenus par inversion présentés au chapitre II. Les spectres de réflectance au nadir pour les deux types de sols et les feuilles du couvert sont présentés Figure IV-4.

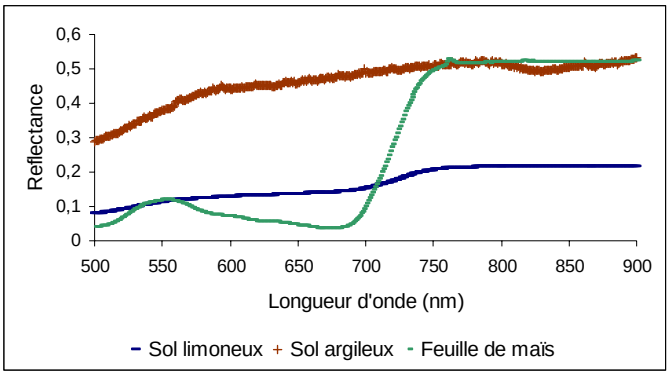


Figure IV-4: Courbes de réflectance au nadir utilisées pour les deux types de sol et pour les feuilles de maïs du couvert.

Un sol purement argileux comme celui présenté ici n'est pas présent dans notre zone d'étude mais il a été choisi afin d'avoir deux types de sol présentant des niveaux de réflectance très différents par rapport à celui des feuilles du couvert. Le niveau de réflectance du sol limoneux est deux fois supérieur à celui des feuilles dans le rouge ; dans le PIR, son niveau est nettement plus faible. Le sol argileux est beaucoup plus réfléchissant, et dans le PIR, son niveau de réflectance atteint celui des feuilles (0.5 environ). Dans les simulations effectuées, les feuilles sont considérées comme des surfaces lambertiennes.

Les simulations issues des modèles 1D et 1D agrégé seront comparées aux simulations 3D choisies comme référence.

IV.3. RESULTATS

IV.3.1. Simulation de la fraction de trou directionnelle

Les fractions de trou simulées par DART avec les maquettes 3D pour tous les φ ainsi que les fractions de trou moyennes issues des mesures (T CAN_EYE) sont présentées Figure IV-5 pour les trois stades phénologiques.

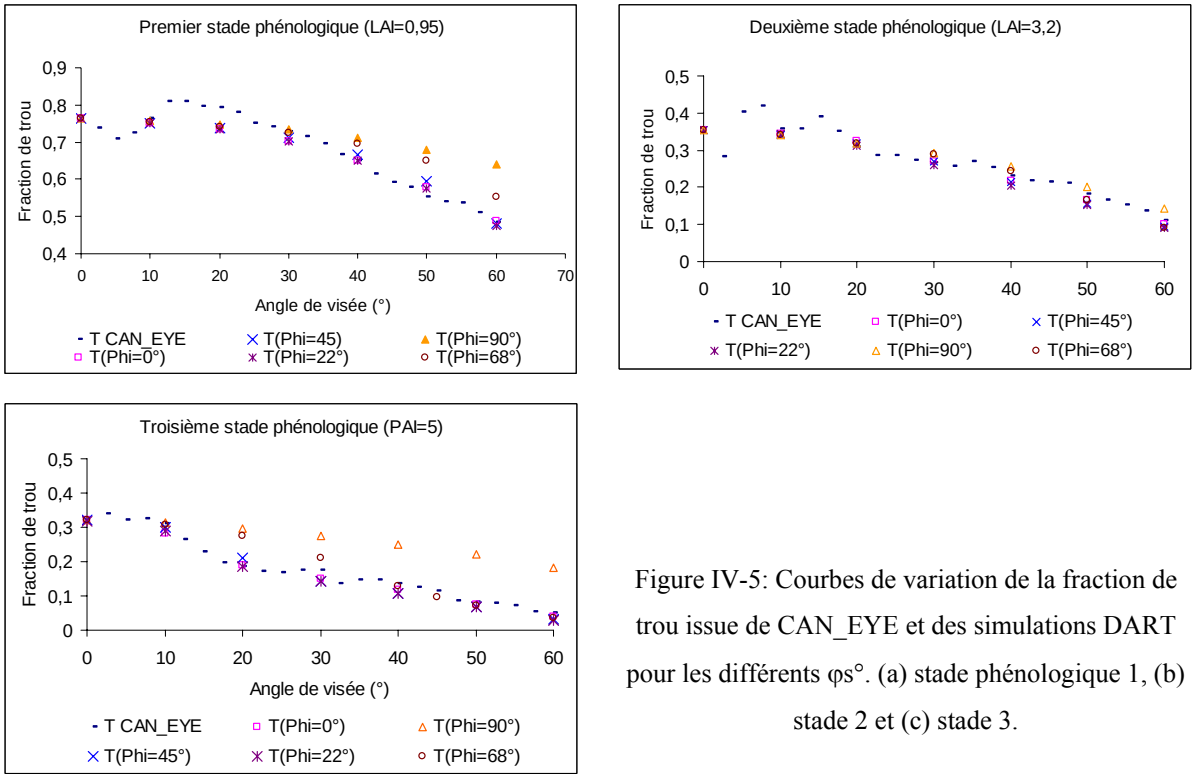


Figure IV-5: Courbes de variation de la fraction de trou issue de CAN_EYE et des simulations DART pour les différents φs°. (a) stade phénologique 1, (b) stade 2 et (c) stade 3.

On observe une diminution générale de la fraction de trou simulée avec l'augmentation du LAI. Au nadir, la fraction de trou est de 0.75 pour le LAI de 0.95 et de 0.31 pour le LAI de 5. On note que, malgré un LAI qui a augmenté d'environ 60% entre le 2ème et le dernier stade, la fraction de trou n'a diminué que de 3% au nadir, ce qui met en évidence un changement de structure du couvert entre ces deux stades.

Pour chaque φ considéré, on note une diminution de la fraction de trou avec l'augmentation de l'angle de visée θv. Cette diminution est moins marquée pour la direction φs 68° et 90°lorsqu'on se rapproche de la direction des rangs (Baret et al., 1993) et pour les deux stades où l'effet rangs est le plus visible (1er et dernier stades, cf. Chapitre II.2.3).

IV.3.2. Maquettes 3D

Les paramètres d'entrées utilisés pour construire les maquettes 3D sont résumés dans le Tableau IV-1 et les maquettes construites pour chaque stade phénologique sont présentées Figure IV-6. Les pieds de maïs ont été représentés en forme de trapèze, le LAD a été choisi sphérique et les autres paramètres sont issus des mesures effectuées sur le terrain.

Tableau IV-1: paramètres d'entrée du modèle DART utilisés pour la construction des maquettes.

	1er stade phénologique	2ème stade phénologique	3ème stade phénologique
Type houppier	Trapèze	Trapèze	Trapèze
PAI	0.95	3.2	5
LAD	Sphérique	Sphérique	Sphérique
Taille des cellules (x, y, z en m)	0.1, 0.1, 0.1	//	//
Hauteur moyenne (m)	0.55	1.45	1.95
Epaisseur rangs à la base (m)	0.05	0.15	0.1
Epaisseur rangs au sommet (m)	0.4	0.9	0.75
Espacement entre les rangs (m)	0.8	//	//
% cellules pleines (paramètre de calage)	**30**	**20**	**20**

On note que l'allongement des tiges aux deux derniers stades s'accompagne d'une diminution du pourcentage de cellules pleines de végétation des pieds de maïs : 30% pour le premier stade et 20% pour les deux autres stades où le LAI est plus concentré dans les cellules.

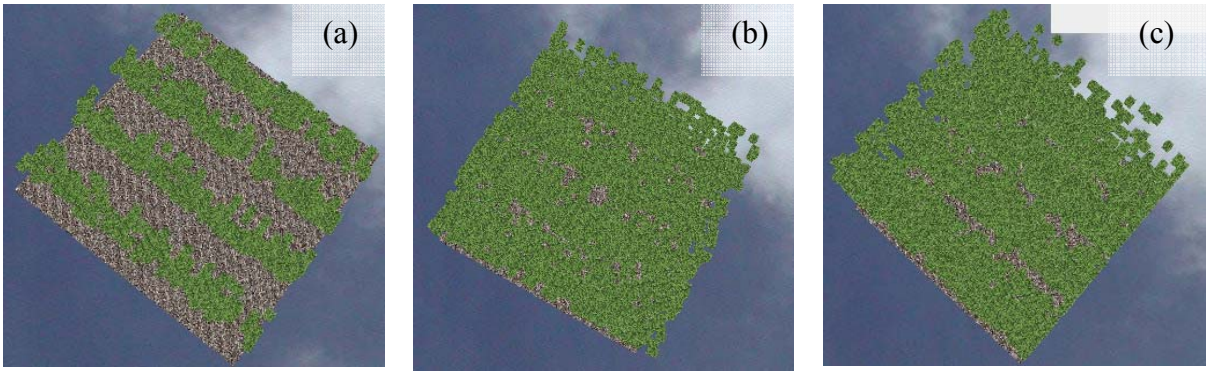


Figure IV-6 : Maquettes 3D construites avec DART (1) Stade phénologique 1, (b) stade 2 et (c) stade 3.

La Figure IV-7 présente les profils de LAI obtenus pour les maquettes 3D simulées pour les trois stades phénologiques avec le modèle.

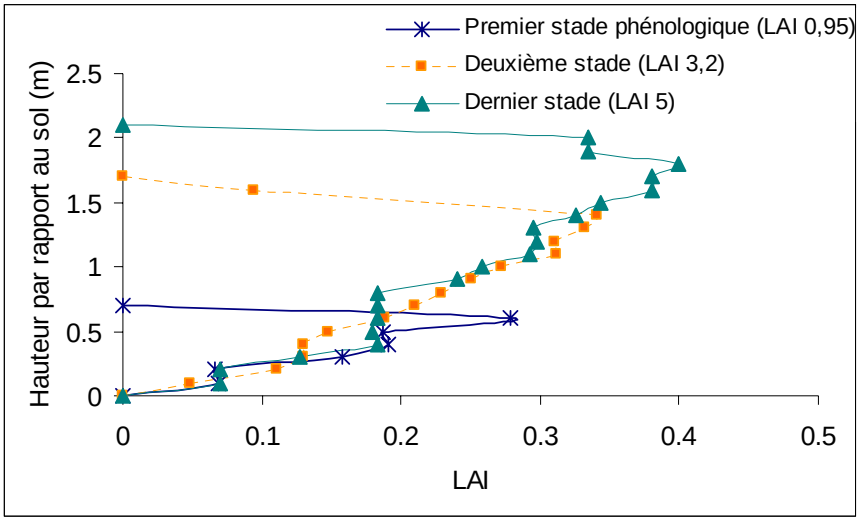


Figure IV-7: Profils de surface foliaire obtenus pour les maquettes simulées pour le couvert de maïs à trois stades phénologiques différents.

La hauteur correspondant à la densité de surface foliaire maximale se situe dans les couches hautes du couvert et augmente donc du premier au dernier stade phénologique, avec la croissance de la végétation.

IV.3.3. Coefficient d'agrégationλ_{DART}

Les évolutions de la fraction de trou moyenne sur les cinq azimuts et de λ_{DART} en fonction de θv sont présentés Figure IV-8 pour les trois stades phénologiques. Comme pour les coefficients d'agrégations λ^{MES} obtenus à partir des fractions de trous issues des photographies hémisphériques, c'est une sigmoïde qui convient le mieux pour les trois stades (cf. chapitre III, équation III-3).

(a) (b)

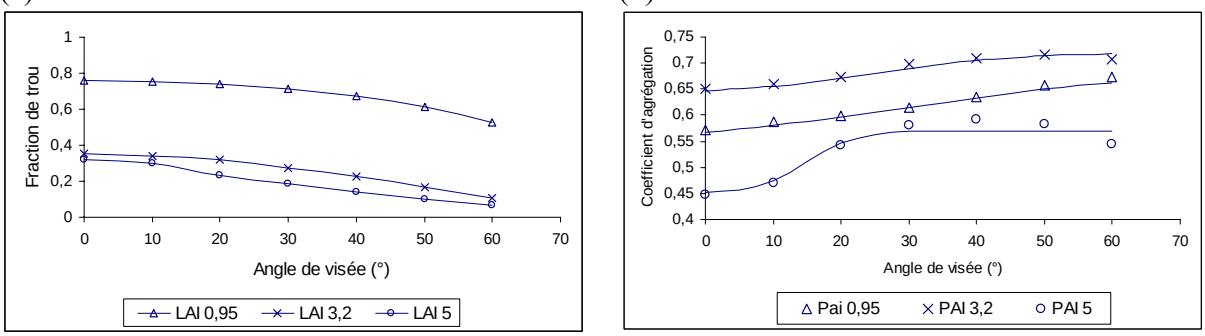


Figure IV-8: Evolution de (a) la fraction de trou (moyenne sur les 5 azimuts) et (b) de λ_{DART} en fonction de l'angle zénithal de visée.

Les coefficients de la sigmoïde obtenus pour les trois stades et de λ_{DART} moyens sont présentés Tableau IV-2.

Tableau IV-2: coefficients des sigmoïdes décrivant l'évolution de $\lambda_{DART}(\theta)$ pour les trois stades phénologiques.

	PAI 0,95	PAI 3,2	PAI 5
λ_0	0,54	0,64	0,45
λ max	0,15	0,08	0,12
a	0,05	0,1	0,28
b	30	25	15
λ moyen	0.62	0.67	0.54

Le premier stade phénologique montre une agrégation moyenne de 0.62. A ce stade où le PAI est inférieur à 1, l'agrégation du couvert est principalement due à la structure en rangs de la végétation. Le deuxième stade présente l'agrégation la plus faible ; à ce stade, les rangs se chevauchent et les feuilles sont bien réparties le long du pied. L'agrégation du couvert augmente pour le dernier stade malgré un PAI de 5. A ce stade, l'agrégation est due à la fois à la structure en rangs qui est à nouveau visible (les feuilles du haut du couvert se sont redressées) et à l'agrégation des feuilles le long des tiges.

IV.3.4. Simulations des FRDB 3D

Les FDRB obtenues dans le plan principal pour les simulations en 3D pour les trois stades phénologiques et dans 2 bandes spectrales (rouge et PIR) pour un θs de 45°sont présentées Figure IV-9 (sol limoneux lambertien) et Figure IV-10 (sol limoneux anisotrope). Par souci de lisibilité des graphes, seules les courbes obtenues pour des φ_s de 0 et de 90° ont été représentées. Les courbes obtenues pour les autres φ_s et pour le sol argileux sont présentées Annexe 6.

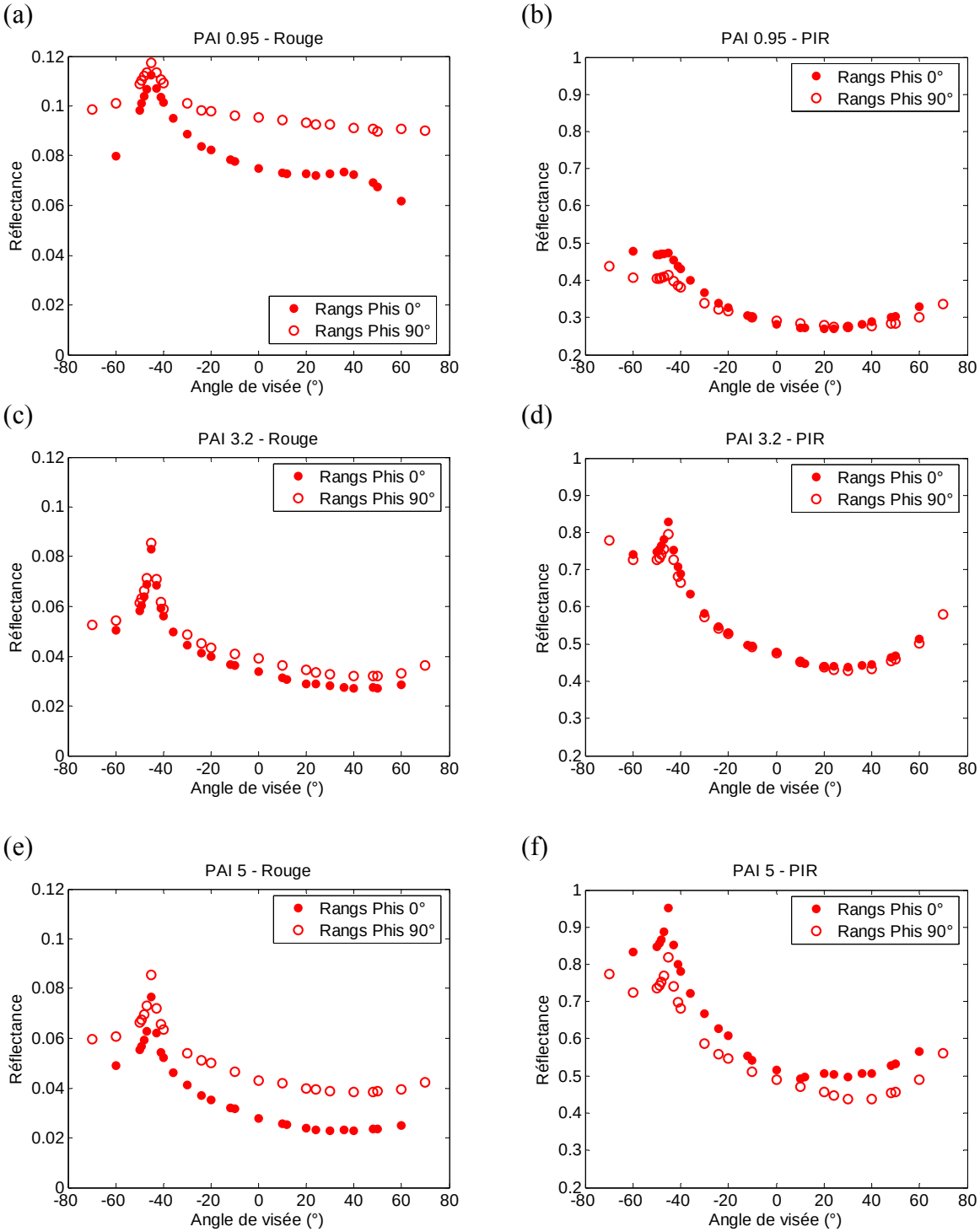


Figure IV-9: FDRB 3D dans le **plan principal** simulées pour un sol **limoneux lambertien** pour les trois stades phénologiques et dans deux bandes spectrales : proche infrarouge (790-890 nm) et rouge (610-680nm). **θs=45°**.

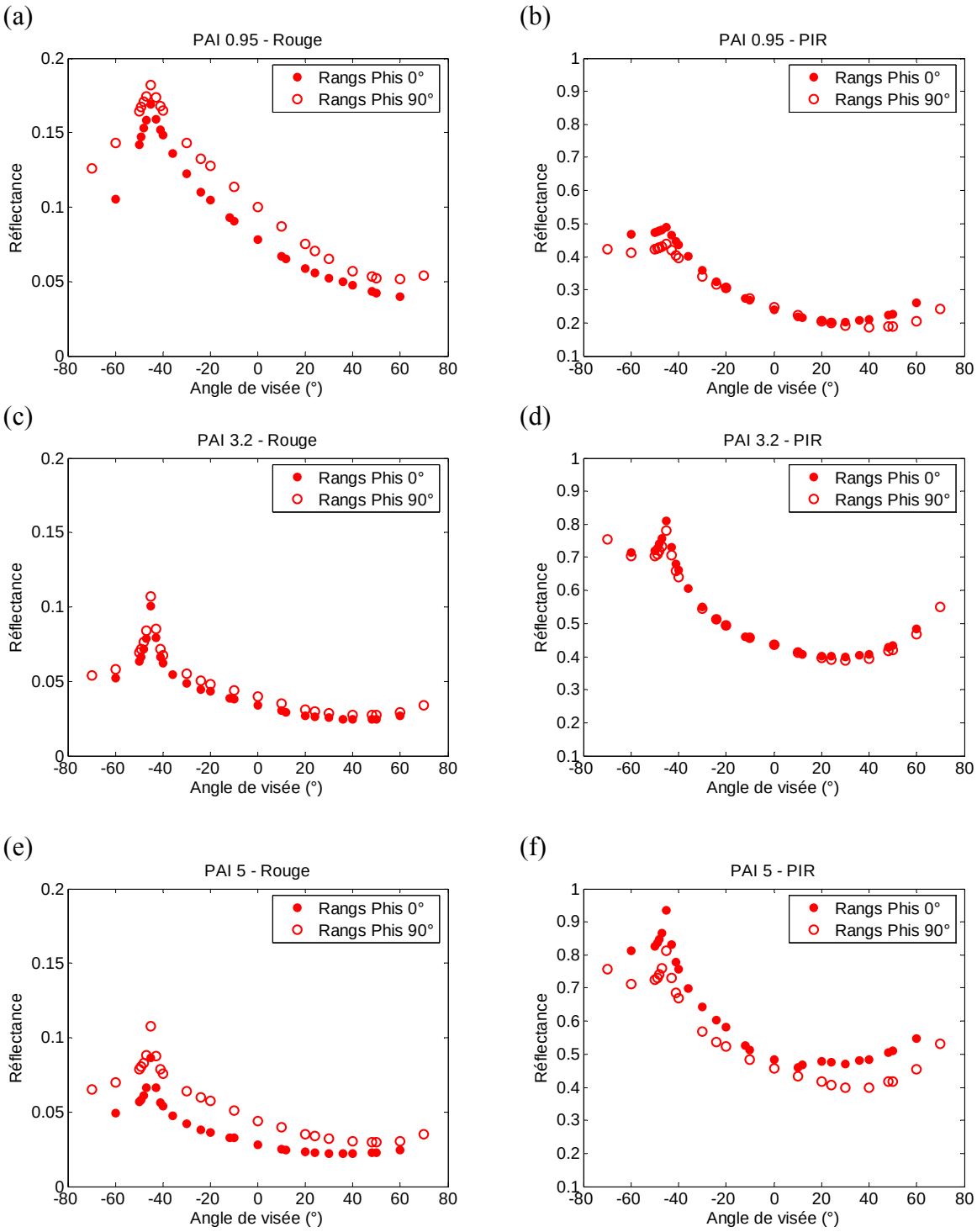


Figure IV-10: FDRB 3D dans le **plan principal** simulées pour un sol **limoneux anisotrope** pour les trois stades phénologiques et dans deux bandes spectrales : proche infrarouge (790-890 nm) et rouge (610-680nm). **θs=45°**.

Les FDRB simulées avec un φs de 0° (éclairement perpendiculaire aux rangs) correspondent à la configuration où le pourcentage de sol nu visible est le plus faible. Ainsi, par exemple, pour le 1er stade phénologique (PAI 0.95) dans le rouge, la FDRB présente une forme caractéristique d'un couvert végétal actif avec un pic de réflectance marqué dans la direction du hotspot (θv=-45°) (Figure IV-9a et b). Pour ce premier stade, où le taux de recouvrement est faible (environ 25%), on observe une remontée de la réflectance dans des directions de visée autour de 40° due à la fois à la structure en rangs de la végétation et à la représentation des pieds de maïs en forme de trapèzes ; ainsi, les angles de visée autour de 40° sont ceux pour lesquels la quantité de végétation traversée par le rayonnement est la plus faible. C'est donc pour ces directions de visée que l'effet du sol est le plus marqué. Pour un θv de 60°, le sol n'est plus visible et la réflectance est minimale. Des remontées comparables ont été observées sur des mesures directionnelles effectuées sur des cultures en rangs (Kimes, 1982, Figure IV-11).

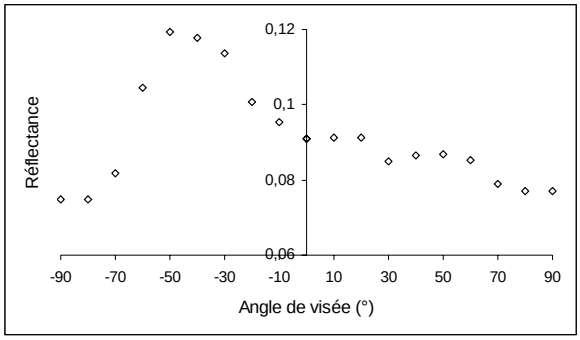


Figure IV-11: exemple de mesure de réflectance directionnelle effectuée par Kimes (1982) sur une parcelle de maïs dont le recouvrement est de 25%. Plan principal, θs 40°.
On note une remontée de la réflectance pour un angle de visée d'environ 50°

Cette remontée n'est plus visible dans le rouge pour le sol limoneux anisotrope (Figure IV-10a) car l'anisotropie de la réflectance du sol dans le plan principal induit une diminution de la réflectance du sol dans les directions de diffusion avant, masquant l'effet de la structure du couvert.

Pour les deux autres stades (PAI 3.2 et 5), pour lesquels le taux de couverture végétale est plus élevé (60% et 80% respectivement) et les rangs sont plus fermés, la remontée observée pour le 1er stade n'est plus visible car l'effet du sol est moins marqué. L'augmentation du PAI s'accompagne globalement d'une diminution de réflectance du couvert dans le visible (Figure IV-9c et e). Dans le PIR, elle s'accompagne d'une augmentation de la réflectance marquée pour le sol limoneux (Figure IV-9d et f) car la contribution du sol (peu réfléchissant) sur le signal radiométrique du couvert est moins importante.

Dans le visible, on observe des différences entre le FDRB simulées à phi 0° et 90° pour les deux types de sol, particulièrement pour le premier et le dernier stade phénologique. Les FDRB 90° présentent des valeurs plus élevées (plus de 50% de différence pour le 1er stade). Ceci montre un effet rangs marqué pour cette configuration d'illumination où le pourcentage de sol éclairé directement est le plus fort; c'est en effet pour ces deux stades que l'effet sol est le plus marqué. Dans le PIR, cet effet sol se traduit par une légère baisse du signal pour φs 90° avec le sol limoneux (Figure IV-9d) qui est moins réfléchissant que les feuilles.

IV.3.5. Simulations en 1D et 1D agrégé- Ecarts par rapport au 3D

Les courbes obtenues dans le plan principal pour les simulations en 3D, 1D et 1D agrégé pour les trois stades phénologiques et dans 2 bandes spectrales (rouge et PIR) pour un θs de 45°sont présentées Figure IV-12 (argileux lambertien) et Figure IV-13 (sol limoneux lambertien).

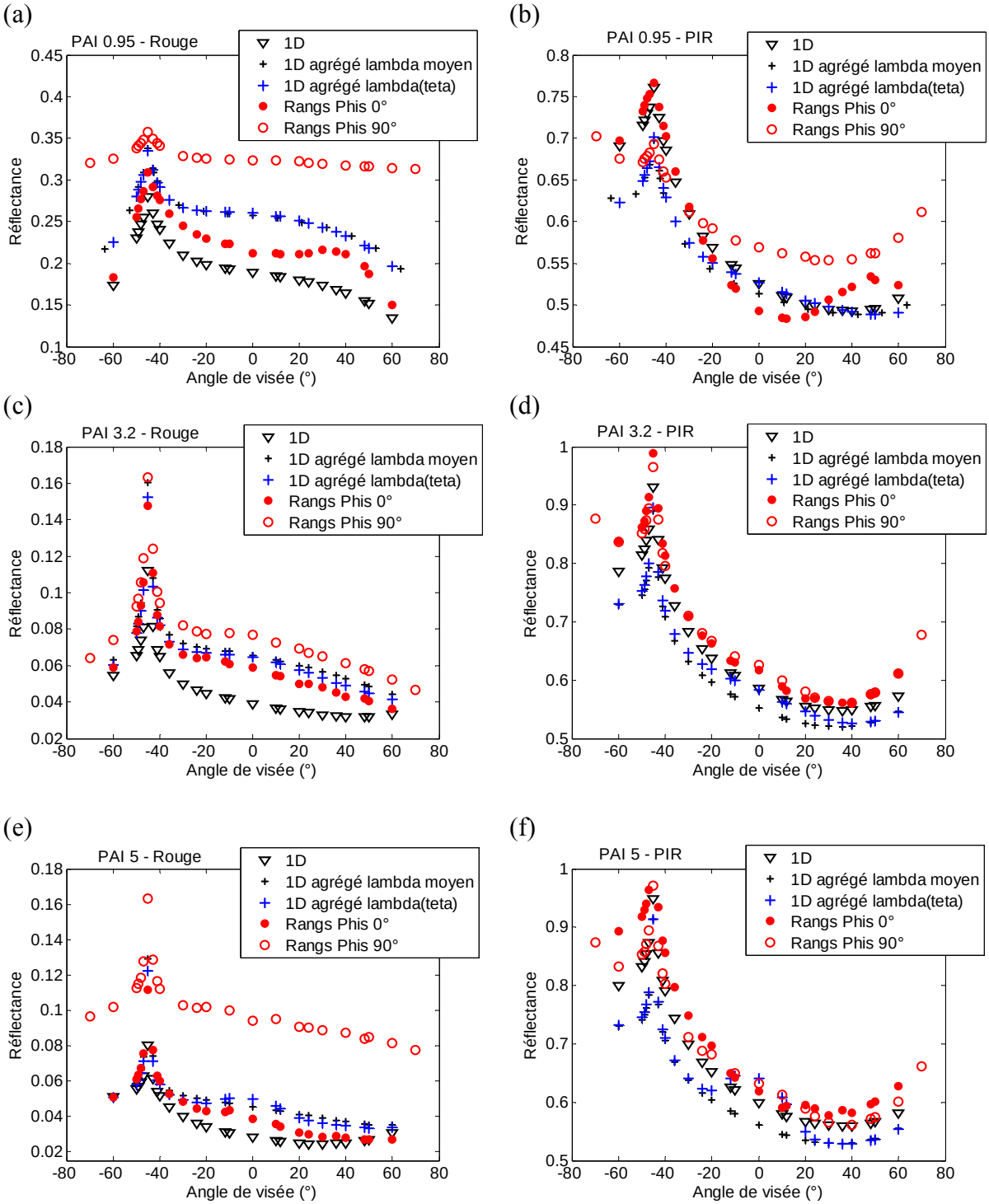


Figure IV-12: FDRB 3D, 1D, 1D agrégé (λmoyen et λ(θ)) dans le **plan principal** simulées pour un sol **argileux lambertien** pour les trois stades phénologiques et dans deux bandes spectrales : proche infrarouge (790-890nm) et rouge (610-680nm). **θs = 45°**.

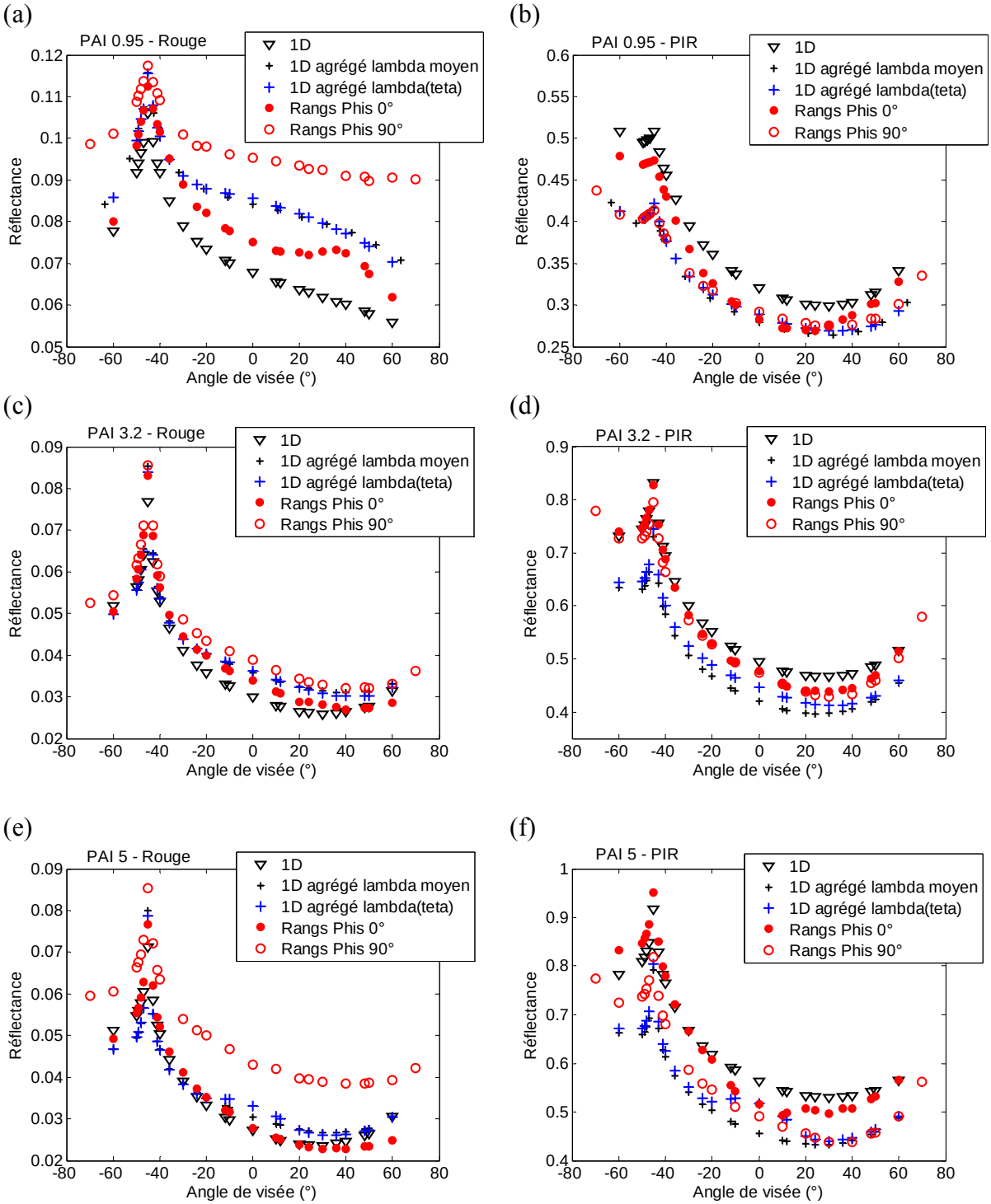


Figure IV-13: FDRB 3D, 1D, 1D agrégé (λmoyen et λ(θ)) dans le **plan principal** simulées pour un sol **limoneux lambertien** pour les trois stades phénologiques et dans deux bandes spectrales : proche infrarouge (790-890nm) et rouge (610-680nm). **θs = 45°**.

Les écarts relatifs entre les valeurs de FDRB 3D et les valeurs de FDRB 1D et 1D agrégé avec λ moyen et λ(θ), ont été calculés pour chaque φ_s. L'analyse de ces écarts va nous permettre d'estimer les écarts induits si on assimile le couvert végétal à un couvert 1D, avec ou sans agrégation. Les Figure IV-14 et Figure IV-15 présentent les résultats dans le plan principal pour les simulations effectuées avec θs 45°, pour les deux types de sol et les trois stades phénologiques. Les résultats obtenus pour le plan perpendiculaire sont présentés en Annexe 7. Les résultats obtenus avec un θs de 20° présentent les mêmes tendances et sont présentés Annexe 8.

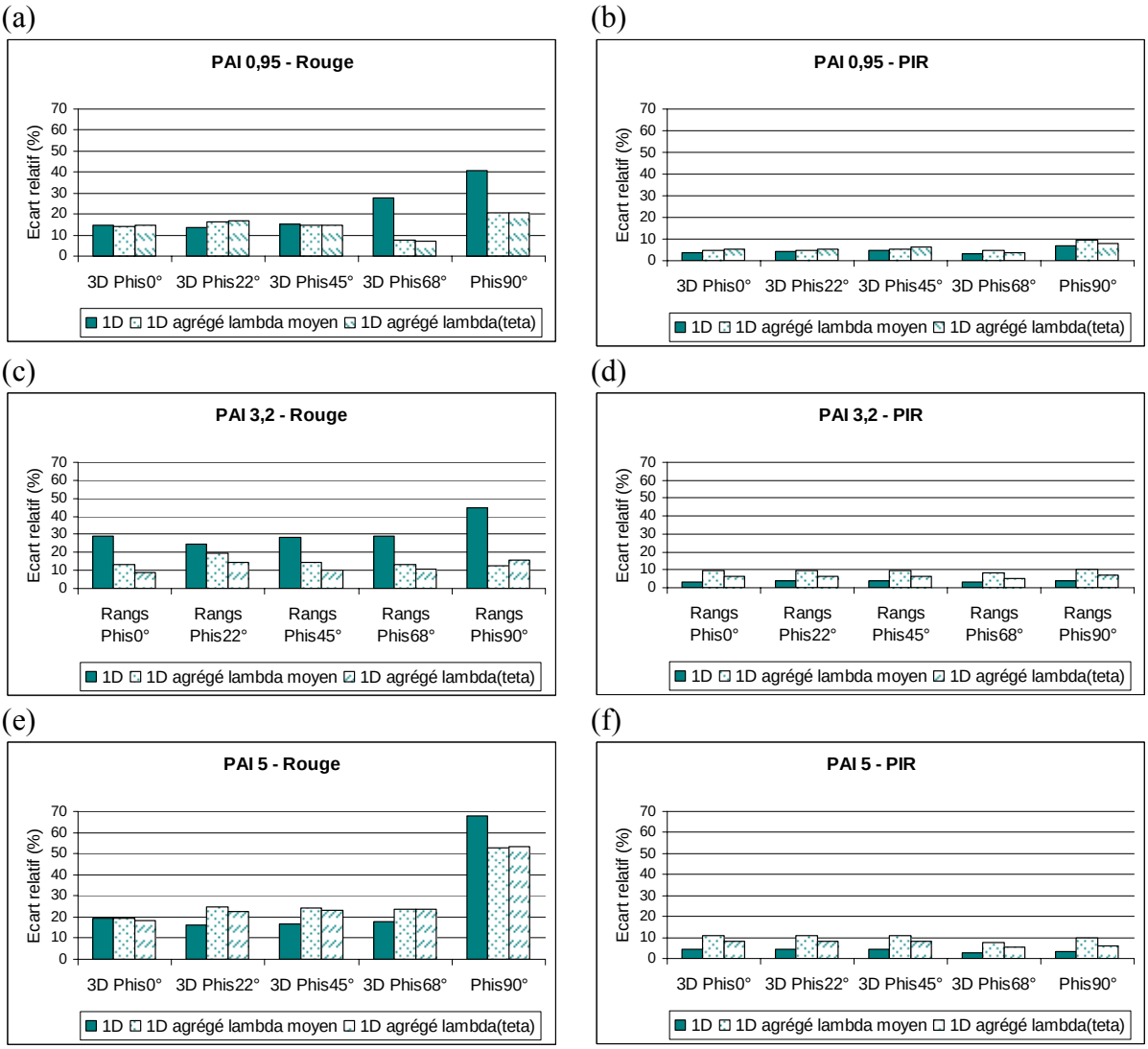


Figure IV-14: Ecart relatif entre la FDRB dans le **plan principal** pour les simulations en 3D et la FDRB pour les simulations en 1D et 1D agrégé pour les trois stades phénologiques. Simulations réalisées avec un sol de type **argileux** et un θs de **45°**.

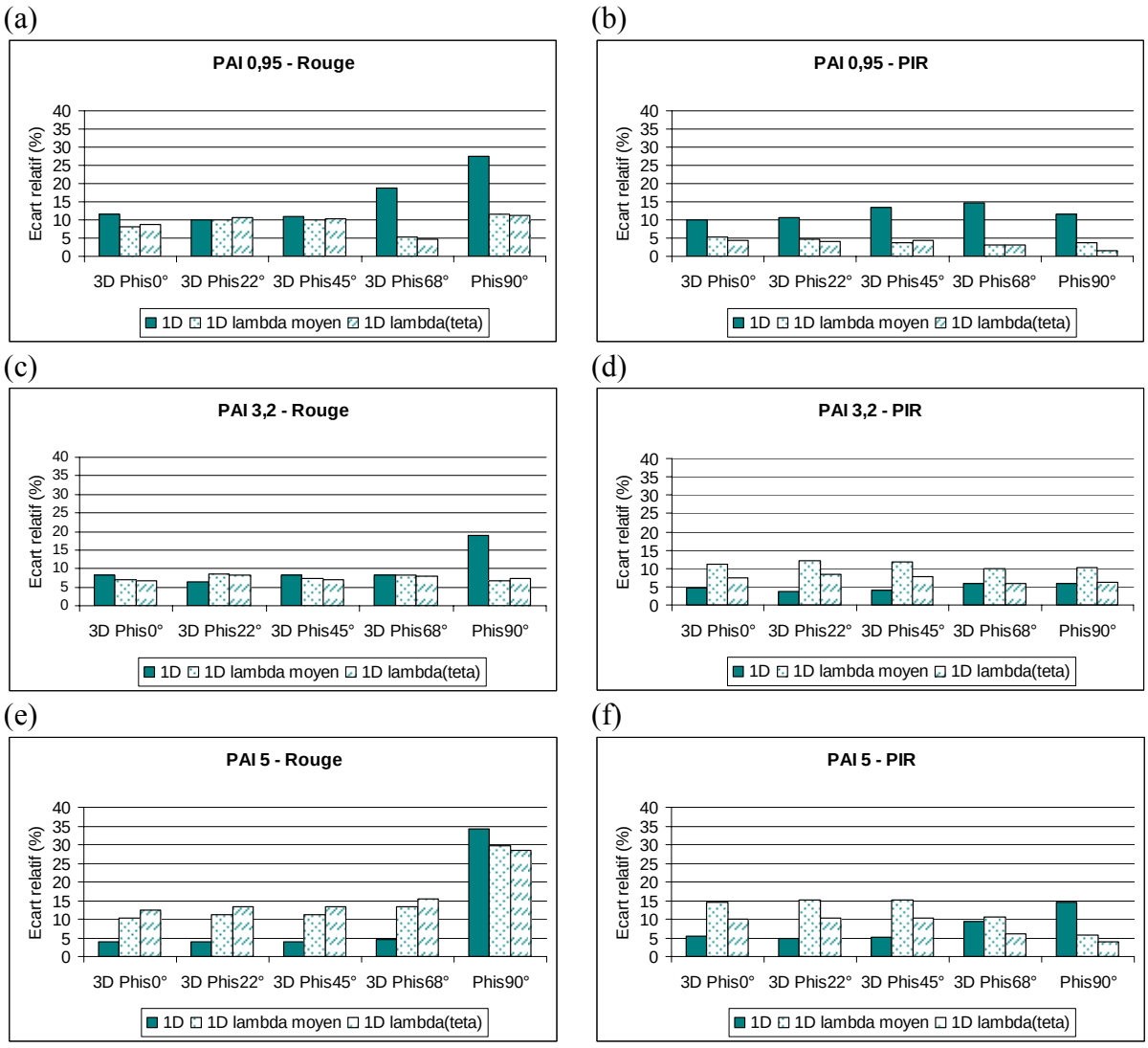


Figure IV-15:Ecart relatif entre la FDRB dans le **plan principal** pour les simulations en 3D et la FDRB pour les simulations en 1D et 1D agrégé pour les trois stades phénologiques. Simulations réalisées avec un sol **limoneux lambertien** et un θs de **45°**.

Les écarts entre le 3D et le 1D et 1D agrégé ont aussi été calculés pour les valeurs d'albédo moyennées sur les deux θs et les cinq φs, ce qui permet d'obtenir une valeur représentative d'un albédo journalier sous nos latitudes. Les résultats pour les trois stades phénologiques sont présentés Figure IV-16.

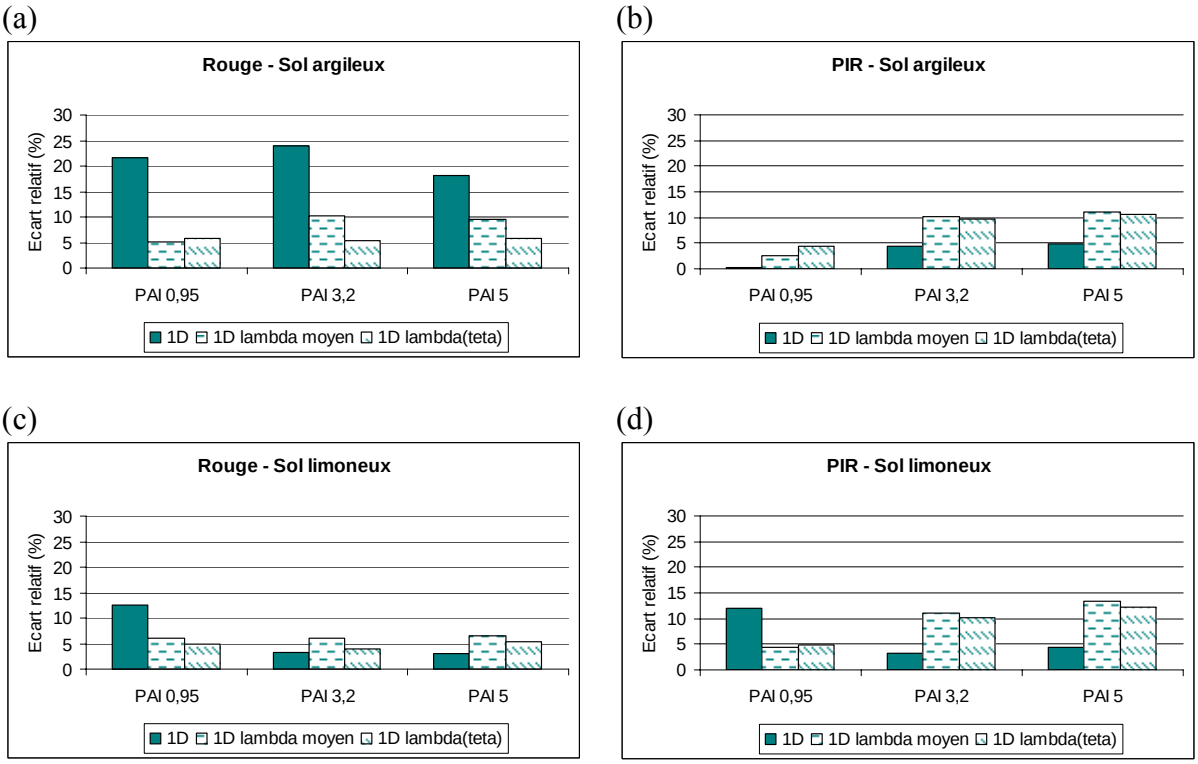


Figure IV-16: Ecarts relatifs entre les **albédos** des simulations en 3D et des simulations en 1D et 1D agrégé pour les deux types de sol et les trois stades phénologiques.

IV.3.5.1. Analyse des écarts entre le 3D et le 1D

IV.3.5.1.1. Ecart sur la FDRB

Faire l'hypothèse que le couvert est homogène c'est-à-dire avec une distribution uniforme des feuilles entraîne une diminution de la contribution du sol par rapport au 3D.

Dans le rouge, cet effet se traduit par une sous-estimation de la FDRB pour les trois stades phénologiques et les deux types de sol. Cette sous-estimation est particulièrement marquée avec le sol argileux (Figure IV-12a, c et e). Les écarts maximaux sont observés dans le plan principal pour la direction d'éclairement parallèle aux rangs (φs90°) pour les trois stades phénologiques (Figure IV-14 et Figure IV-14a, c et e). Ces écarts atteignent les valeurs les

plus élevées pour le sol argileux avec 40%, 42% et 68% d'écart respectivement pour les trois stades phénologiques (Figure IV-14a, c et e).
Les écarts pour les φs inférieurs à 90°, où la proportion de sol directement éclairé diminue, sont non négligeables pour le sol argileux avec 12%, 29% et 20% pour φs 0° respectivement pour les trois stades ; pour le sol limoneux, elles sont plus faibles : supérieures à 10% pour le premier stade mais toujours inférieures à 10% pour les deux autres stades.

Dans le PIR, cette diminution de la contribution du sol en 1D se traduit par deux effets différents selon le niveau de réflectance du sol. On observe une légère diminution de la réflectance du couvert avec le sol argileux (Figure IV-12b, d et f) car le sol réfléchit autant que les feuilles dans cette longueur d'onde, et le fait de diminuer sa contribution directe entraîne une légère baisse du signal. Pour le sol limoneux, on observe une surestimation de la FDRB car le sol réfléchit beaucoup moins que les feuilles et diminuer sa contribution entraîne une augmentation générale des valeurs de réflectance par rapport au 3D (Figure IV-13b, d et f). Les écarts relatifs engendrés sont faibles pour le sol argileux (toujours < 8% quelque soit le φs et le stade phénologique). Pour le sol limoneux, les écarts dépassent 10% pour le 1er stade pour tous les φs (Figure IV-15b), et pour le dernier stade pour φs 90° (Figure IV-15f).

IV.3.5.1.2. Ecarts sur l'albédo

Les écarts engendrés entre les valeurs d'albédo 3D et 1D peuvent atteindre 22% dans le Rouge avec le sol argileux et 12% dans le PIR avec le sol limoneux (Figure IV-16).

IV.3.5.2. Analyse des écarts entre le 3D et le 1D agrégé

IV.3.5.2.1. λ(θ) ou λ moyen ?

Avant d'analyser en détails les écarts observés entre les simulations 3D et 1D agrégé, nous avons étudié quel lambda -moyen ou variable en fonction de θ- minimisait les écarts avec le 3D. Nous nous intéressons ici uniquement aux écarts commis par rapport au 3D avec les deux types d'agrégation utilisés : λ(θ) ou λ moyen.

Dans la plupart des cas, les écarts observés avec λ moyen sont peu différents de ceux observés avec λ(θ) (Figure IV-14 et Figure IV-15). Néanmoins, on note que l'utilisation de

$\lambda(\theta)$ entraîne de manière générale une diminution des écarts par rapport au 3D. Les résultats seront donc commentés ci-après pour les écarts entre le 3D et le $\lambda(\theta)$.

IV.3.5.2.2. Ecarts sur la FDRB

L'utilisation du $\lambda(\theta)$ (<1) se traduit par une augmentation de la contribution du sol sur la FDRB du couvert par rapport au 1D, et une diminution de la contribution des feuilles du fait d'une moindre interception.

Dans le rouge, ceci entraîne globalement une augmentation de la FDRB par rapport à la FDRB 1D. Une meilleure estimation du rayonnement transmis au sol entraîne une amélioration de l'estimation de la FDRB dans la configuration où le sol est le plus éclairé. En effet, les écarts observés dans le plan principal entre la FDRB 3D et 1D agrégé pour la direction $\varphi s=90°$sont toujours inférieurs à ceux observés avec le 1D, quel que soit le stade phénologique ou le type de sol considéré (Figure IV-14 et Figure IV-15). Pour les autres φs, on note une diminution générale de l'erreur par rapport au 1D pour les deux premiers stades phénologiques avec les deux types de sol. Cette diminution est particulièrement marquée pour le sol argileux (Figure IV-15 a et c) et pour un angle zénithal solaire de 20° (cf. Annexe 8). Par contre, pour le dernier stade phénologique, l'utilisation d'un coefficient d'agrégation entraîne une augmentation systématique des écarts par rapport au 1D pour le sol limoneux ; les écarts sont inférieurs à 5% avec le 1D mais dépassent 10% si on utilise du 1D agrégé (Figure IV-15 c et e). Avec le sol argileux, les écarts observés varient suivant le θs utilisé : avec un θs de 45°, ils sont supérieurs ou inférieurs à ceux observés pour le 1D selon le φs considérée ; avec un θs de 20°, une amélioration est toujours constatée si on utilise un coefficient d'agrégation (cf. Annexe 8), mais les écarts se situent toujours autour de 20%.

Dans le PIR, l'utilisation d'un coefficient d'agrégation améliore globalement la prise en compte de la réponse du sol sur le signal total quand le couvert est peu développé quel que soit le type de sol considéré (11% d'écart en moyenne avec le sol limoneux pour le 1D contre 4% pour le 1D agrégé, Figure IV-15b). Pour les deux autres stades, les écarts en 1D agrégé sont généralement toujours supérieurs à ceux observés en 1D, sauf pour le sol limoneux pour le dernier stade pour $\varphi s=90°$(Figure IV-15f), où l'agrégation permet de mieux prendre en compte le fait que le sol est à nouveau visible en 3D dans cette direction.

IV.3.5.2.3. Ecarts sur l'albédo

L'utilisation d'un coefficient d'agrégation entraîne une amélioration sur l'estimation de l'albédo pour le premier stade phénologique dans le Rouge et le PIR quel que soit le type de sol (sauf dans le PIR pour le sol argileux mais les écarts entre la FDRB 3D et 1D agrégé sont inférieurs à 5%). Les écarts sont inférieurs à 7% dans le Rouge et inférieurs à 5% dans le PIR (Figure IV-16).

Pour les deuxième et troisième stades phénologiques, on observe une nette amélioration dans le rouge avec le sol argileux (24% d'écarts avec 1D contre 12% avec 1D agrégé pour le 2ème stade), mais pas avec le sol limoneux. Dans le PIR, en revanche, les écarts sont toujours accentués pour ces deux stades si l'on effectue les simulations avec un milieu agrégé plutôt qu'avec un milieu complètement homogène où les écarts sont inférieurs à 5%. Avec le sol limoneux par exemple, les écarts sont de 3% avec le 1D pour le deuxième stade (Figure IV-16a), alors qu'ils sont de 10% avec le 1D agrégé (Figure IV-16c).

IV.3.5.2.4. Réalisme des courbes de FDRB en 1D agrégé avec λ(θ)

Les légères augmentations du signal observées en 3D pour le deuxième stade phénologique dans les directions de visée où les λ sont les plus faibles (entre 0° et 20° et particulièrement pour le sol argileux), sont bien reproduites en 1D agrégé (Figure IV-12c et d). Pour le dernier stade phénologique par contre, les effets directionnels importants observés sur λ(θ) entraînent une hausse du signal qui n'est pas observée sur les courbes 3D, sauf pour le sol argileux dans le visible (Figure IV-12^{e} et f).

Dans le visible, ces remontées sont directement dues à la contribution du sol. Dans le PIR, elles sont dues à une plus grande diffusion des feuilles pour les directions où λ est plus faible. En effet, le rayonnement transmis au sol est plus élevé et les feuilles sont donc plus éclairées par le sol. Le fait que cette remontée soit encore visible pour le dernier stade avec le sol limoneux alors qu'elle ne l'est plus en 3D, laisse supposer que l'utilisation d'un coefficient d'agrégation entraîne une surestimation de la contribution du sol dans certains cas. En réalité, le fait de considérer que les feuilles sont réparties de manière homogène verticalement est une source d'erreur trop importante, particulièrement lorsque le PAI est fort. Un couvert de maïs présente une structure plus complexe ; lorsqu'il est bien développé, on distingue au moins deux niveaux dans le couvert (Prévot, 1985 ; Sinoquet et al., 1991). A la base, les feuilles sont peu nombreuses et très concentrées autour des tiges ; au sommet, elles sont plus nombreuses,

se courbent et s'écartent de l'axe du pied. La fraction de trou moyenne du couvert correspond donc à la combinaison de deux fractions de trous des deux parties du couvert: la fraction de trou du bas du couvert est forte mais celle du haut du couvert est très faible et le rayonnement est arrêté de façon efficace. L'hypothèse d'homogénéité verticale aboutit donc à une contribution trop importante des feuilles du bas du couvert et trop peu importante des feuilles du haut du couvert par rapport au 3D ; l'impact sur le signal radiométrique total est particulièrement marqué lorsque le LAI est élevé.

En conclusion, on note que les écarts observés si on simule la FDRB avec un modèle turbide simple sont importantes lorsque la direction d'incidence du rayonnement est proche de l'axe des rangs; ces écarts sont particulièrement marqués pour un angle zénithal d'éclairement faible et dans le visible où le sol a une forte réflectance comparativement aux feuilles. De plus, ces écarts sont importants, même pour les forts LAI.

L'introduction d'un coefficient d'agrégation pour simuler la FDRB d'un couvert agrégé dans le visible semble particulièrement intéressante pour une direction d'illumination proche de l'axe des rangs, quel que soit le type de sol sous-jacent.

De plus, utiliser un coefficient d'agrégation améliore les simulations de la FDRB dans la bande rouge, quel que soit le stade phénologique si la différence de réflectance entre les composantes sol et feuille est élevée (dans notre cas, le sol réfléchit quatre fois plus que les feuilles). Si cette différence est faible (dans notre cas, le sol réfléchit deux fois plus que les feuilles), l'introduction d'un coefficient d'agrégation ne paraît intéressante que pour les premiers stades de développement. La valeur de LAI au-delà de laquelle le coefficient n'améliore plus la simulation de la FDRB varie en fonction de l'angle zénithal d'éclairement. En effet, pour $\theta s=45°$, nous avons observé une amélioration uniquement avec un LAI inférieur à 1, et pour $\theta s=20°$, l'amélioration a été observée jusqu'à une valeur de LAI de 3.2. Toutefois les écarts observés par rapport aux FDRB 3D peuvent encore dépasser 10% dans certaines configurations d'illumination.

Dans le PIR, l'introduction de λ n'est intéressante dans notre étude que pour un PAI<1 et si, là encore, la différence de réflectance entre la composante sol et feuille est élevée (ici le sol réfléchit deux fois plus que les feuilles).

Les résultats obtenus sont résumés dans le Tableau IV-3 :

Tableau IV-3: Résumé des résultats obtenus.

LAI	**0.95**		**3.2**		**5**	
≠ de réflectance sol/feuilles	+	++++	+	++++	+	++++
Intérêt de λ dans le rouge	OUI	OUI	OUI (faible θs) NON (fort θs)	OUI	NON	OUI
Intérêt de λ dans le PIR	NON	OUI	NON	NON	NON	NON

En ce qui concerne l'albédo, les tendances sont les mêmes mais les écarts sont dans l'ensemble plus faibles. Ainsi, dans notre étude, l'utilisation d'un milieu 1D semble plus satisfaisante lorsque le PAI est supérieur à 3 (écarts inférieurs à 5%), sauf lorsque le sol est beaucoup plus réfléchissant que les feuilles dans le visible (Figure IV-16a).

IV.3.6. Effet de l'anisotropie du sol

La plupart des sols présentent une anisotropie de la réflectance, mais ils sont généralement considérés comme des surfaces lambertiennes dans de nombreux modèles de transfert radiatif. Cependant de nombreuses études ont montré que l'anisotropie de la réflectance du sol affecte la réflectance totale de la canopée, particulièrement pour les couverts épars (Kimes, 1983, 1985 ; Pinty et al., 1998).

Le but ici est de quantifier l'effet de l'anisotropie de la réflectance du sol sur la FDRB 3D du couvert étudié, et d'observer ce que devient cet écart en 1D et 1D agrégé.

Les écarts relatifs (pour θs=45°) entre les FDRB pour le sol anisotrope et le sol lambertien pour les simulations en 3D , 1D et 1D agrégé sont présentés Figure IV-17 et Figure IV-17 pour les plans principal et perpendiculaire respectivement. Les écarts observés sur l'albédo (moyenne sur les 2 θs et les 5φs) sont présentés Figure IV-19.

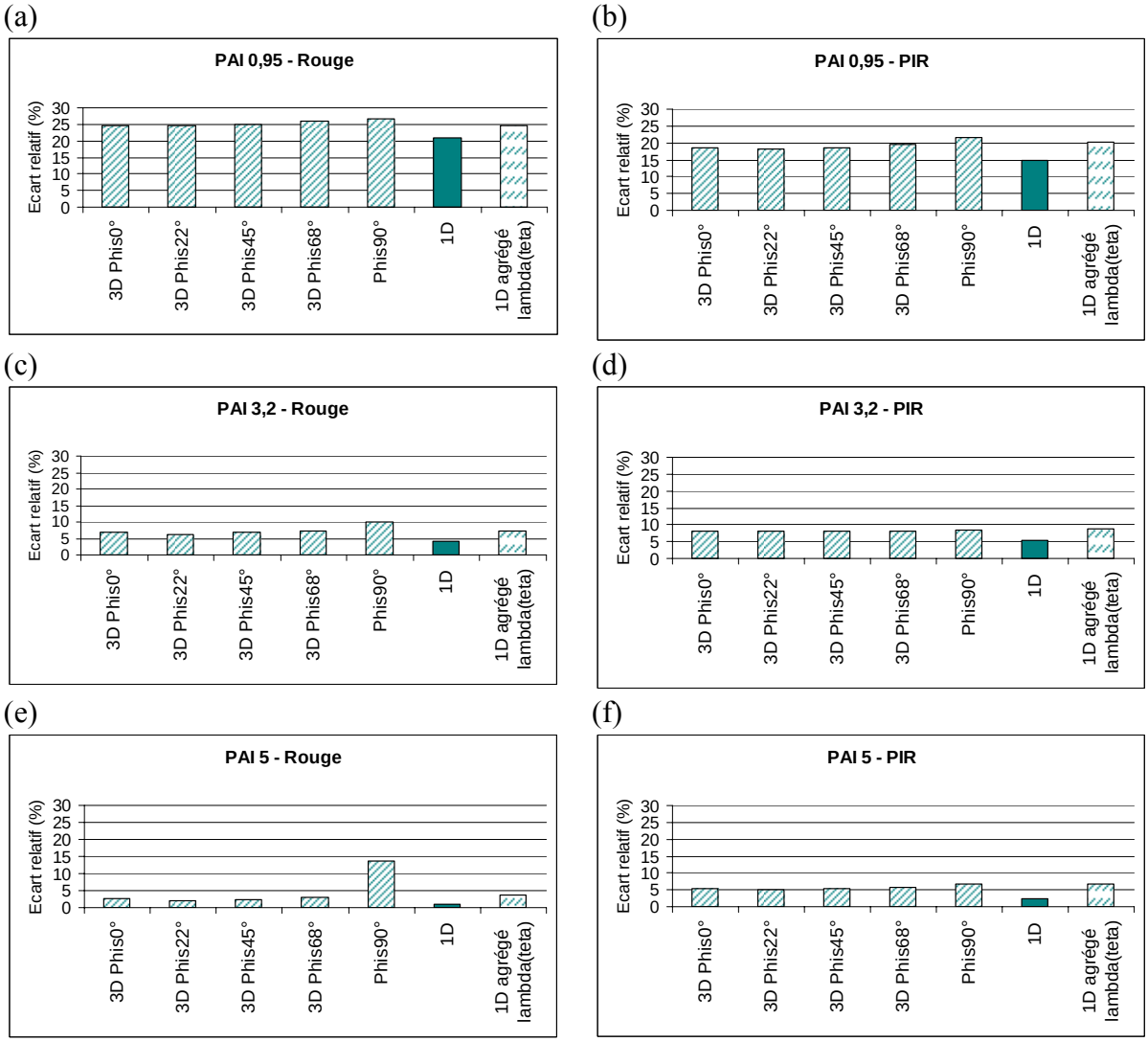


Figure IV-17: Ecarts relatifs entre les réflectances du sol anisotrope et lambertien, pour les différents φs, pour les trois types de représentation du couvert et pour les trois stades phénologiques. **Plan principal, θs 45°**.

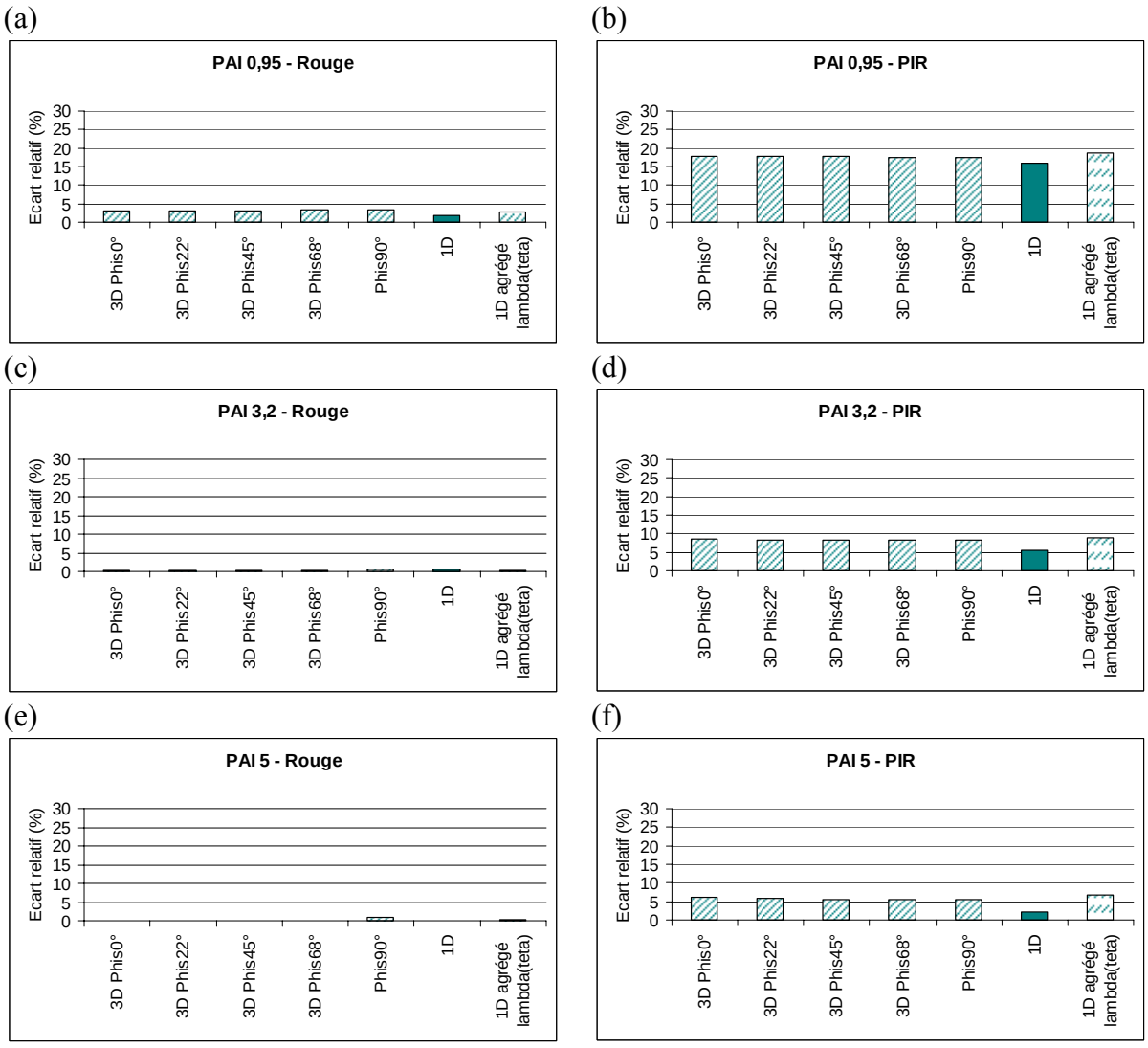


Figure IV-18: Ecarts relatifs entre les réflectances du sol anisotrope et lambertien, pour les différents φs, pour les trois types de représentation du couvert et pour les trois stades phénologiques. **Plan perpendiculaire, θs 45°**.

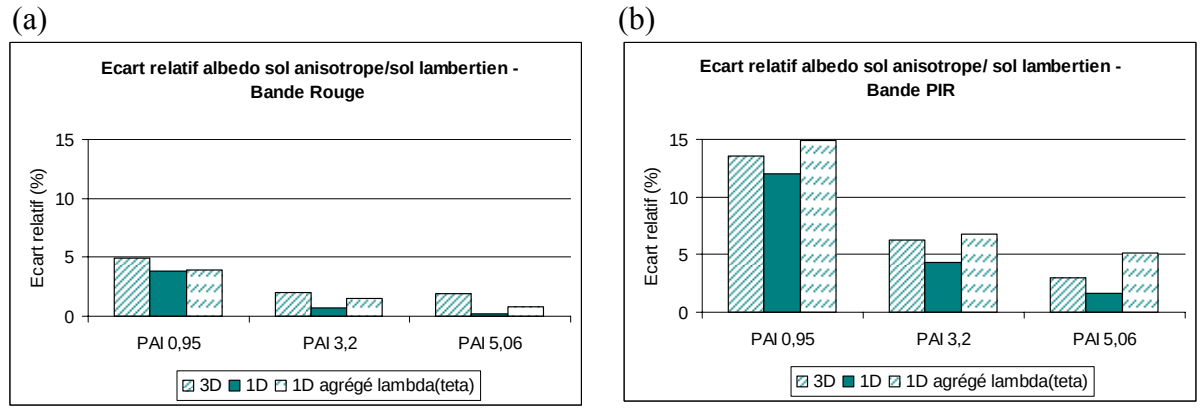


Figure IV-19: Ecarts relatifs entre les albédos des sols anisotropes et lambertiens pour les trois types de représentation du couvert et pour les trois stades phénologiques. (a) Bande Rouge, (b) bande PIR.

IV.3.6.1. Ecarts observés en 3D

Les écarts les plus importants entre les FDRB 3D avec sol anisotrope et sol lambertien sont observés pour le premier stade phénologique dans le plan principal : les écarts sont toujours supérieurs à 24% dans le rouge et à 15% dans le PIR (Figure IV-17a et b).
Dans le plan perpendiculaire où les effets directionnels dus au sol sont moins marqués, les écarts sont inférieurs à 5% dans le rouge mais restent supérieurs à 15% dans le PIR (Figure IV-17a et b).
Dans l'ensemble, les écarts diminuent logiquement avec le taux de recouvrement. Pour le deuxième stade, les écarts dans le rouge se situent entre 5 et 10% dans le plan principal (Figure IV-17c) mais sont inférieurs à 2% dans le plan perpendiculaire (Figure IV-18c). Dans le PIR, ils se situent autour de 8% pour tous les φs dans les deux plans (Figure IV-17d et Figure IV-18d). Pour le dernier stade, les écarts sont toujours inférieurs à 5% sauf pour φs 90° dans le plan principal où le pourcentage de sol directement éclairé augmente (Figure IV-17e). Dans le PIR, ils sont plus faibles que pour le deuxième stade et se situent autour de 6% pour tous les φs dans les deux plans (Figure IV-17f et Figure IV-18f).

La même tendance est observée sur l'albédo. Dans le rouge (Figure IV-19a), les écarts sur les valeurs d'albédo 3D sont de 5% pour le premier stade, et 2% pour les deux derniers stades. Dans le PIR (Figure IV-19b), ils sont de 13.5%, 6.3% respectivement pour les deux premiers stades mais seulement de 3% pour le dernier.

On peut donc dire qu'avec un sol peu réfléchissant, l'anisotropie du sol est importante à prendre en compte uniquement au premier stade phénologique (LAI 0.95, taux de recouvrement de 20%). Au-delà, l'effet de l'anisotropie de la réflectance du sol sur la FDRB et l'albédo du couvert est négligeable.

IV.3.6.2. Ecarts observés en 1D et 1D agrégé

Les variations du signal engendrées par l'utilisation d'un sol anisotrope ne sont pas correctement reproduites avec le 1D. En effet, les écarts observés entre les réflectances pour sol anisotrope et pour le sol lambertien sont inférieurs aux effets observés pour le 3D quel que soit le φs et la bande spectrale considérée (Figure IV-17).

Avec le 1D agrégé, les écarts observés dans le rouge (Figure IV-17a, c et e) sont plus proches de ceux observés en 3D, ce qui suggère que la prise en compte d'un coefficient d'agrégation améliore ici la prise en compte de l'effet de l'anisotropie de la réflectance du sol.

Dans le PIR (Figure IV-17b, d et f), les effets engendrés par l'anisotropie du sol peuvent être supérieurs à ceux obtenus pour le 3D. Pour φs=0° par exemple et pour un PAI de 5, les écarts observés pour le 3D à φs=0° sont de 5% et ceux observés pour le 1D agrégé sont de 7%. La baisse du signal engendrée par l'utilisation d'un sol anisotrope est donc surestimée avec le coefficient d'agrégation dans certaines directions.

Les mêmes tendances sont observées sur l'albédo mais les effets de l'anisotropie sont atténués (Figure IV-19).

En conclusion, nous avons montré que l'anisotropie de la réflectance du sol affecte globalement la FDRB de la canopée 3D pour le premier stade phénologique dans le visible et dans le PIR. Pour les autres stades, cet effet est inférieur à 10% dans la plupart des directions. Si on s'intéresse à l'albédo, l'anisotropie du sol n'est plus importante à prendre en compte dans le rouge, et devient négligeable dans le PIR au-delà d'un PAI de 1.

Enfin, on observe qu'une bonne estimation de la fraction de trou grâce à l'utilisation d'un coefficient d'agrégation permet de prendre en compte de manière plus efficace l'effet de l'anisotropie de la réflectance du sol pour tous les stades phénologiques considérés. Le fait que cet effet soit surestimé dans le PIR pour certains cas confirme le résultat précédent qui montrait qu'une représentation homogène verticale n'est pas adéquate car elle modifie les interactions des feuilles du haut du couvert avec le rayonnement direct.

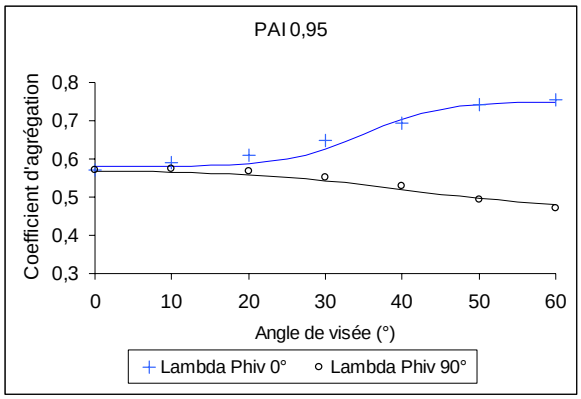
IV.3.7. Variation de λ en fonction de φv ?

Comme l'avaient montré Andrieu et Sinoquet (1993) pour des couverts présentant des structures en rangs, la fraction de trou du couvert de maïs étudié ici varie en fonction de l'azimut (Figure IV-5). Le couvert présente donc des FDRB variables suivant les azimuts d'éclairement φs. De plus, Davi (2004) a montré que la prise en compte de l'agrégation des feuilles en azimut permettait d'estimer le LAI plus précisément à partir des fractions de trou dans une zone forestière très hétérogène. Nous pouvons alors penser qu'utiliser un λ qui varie en fonction de l'angle azimutal de visée φv pourrait améliorer les estimations de la FDRB et de l'albédo pour ce type de couvert.

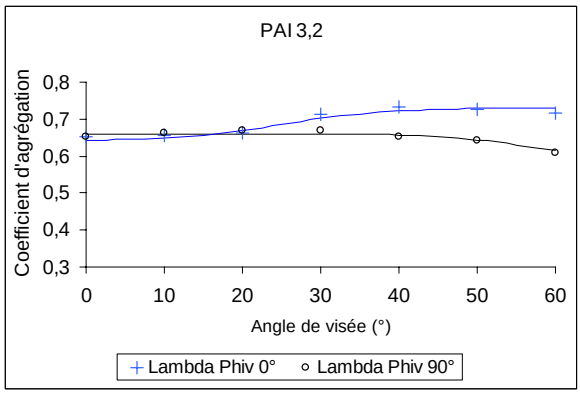
A partir des simulations de fractions de trou (Figure IV-5) pour différents φv, nous pouvons obtenir l'évolution de lambda en fonction de θv pour chaque φv. Nous avons étudié les deux cas extrêmes φv =0° et φv=90°. Nous avons déterminé une loi λ(θ) pour φv=0° et pour φv=90° pour chaque stade phénologique. Les courbes d'évolution de λ et les coefficients de la sigmoïde sont présentés respectivement Figure IV-20 et Tableau IV-4.

Les simulations DART 1D agrégé ont été effectuées avec chaque loi λ(θv,φv) pour le sol argileux. A l'issue de ce travail, nous n'avons pas mis au point la loi λ(θv,φv) qui nous permettrait de faire varier λ à la fois en θ et en φ. Afin de tester tout de même l'hypothèse avancée, les résultats ont été analysés uniquement dans le plan principal, puis comparés avec les simulations de FDRB 3D effectuées pour le même φs à la première itération. En effet, à la première itération, il n'y a pas encore eu de diffusions multiples, ce qui évite de prendre en compte des φv autres que ceux pour lequel λ a été calculé (cf. chapitre II-1.2.5.).

(a)



(b)



(c)

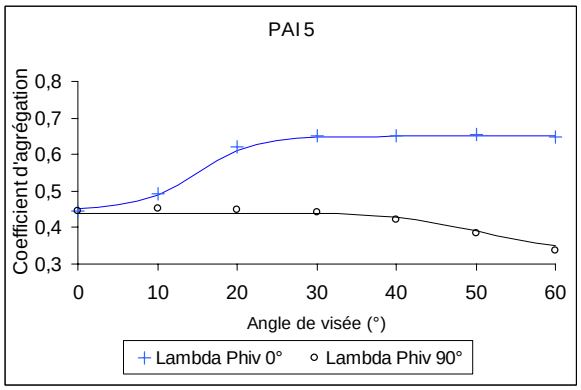


Figure IV-20: Evolution de λ(θ) pour φv 0° et φv 90° pour les trois stades phénologiques. (a) PAI 0.95, (b) PAI 3.2 et (c) PAI 5.

Tableau IV-4: Coefficients de la sigmoïde décrivant l'évolution de λ(θ) pour les trois stades phénologiques (cf. chapitre III, équation III-3).

	PAI 0,95		PAI 3,2		PAI 5	
	φv 0°	φv 90°	φv 0°	φv 90°	φ 0°	φv 90°
λ min	0,58	0,47	0,64	0,6	0,45	0,34
λ max	0,17	0,1	0,09	0,06	0,2	0,1
a	0,2	-0,1	0,15	-0,2	0,28	-0,2
b	35	40	25	55	15	50

Les écarts observés, moyennés sur les deux θs (20° et 45°), sont présentés pour le sol argileux Figure IV-21. Les mêmes tendances ont été observées pour le sol limoneux.

Dans le rouge, les écarts par rapport au 3D sont diminués lorsque les simulations sont effectuées avec λ(θv,φv) quel que soit le stade phénologique ou la configuration d'éclairement (Figure IV-21a, c et e).

Dans le PIR, l'amélioration est moins systématique, particulièrement pour la configuration d'éclairement parallèle aux rangs (λ(θv,φv90°)). Nous avons déjà observé que les interactions avec les feuilles en 1D agrégé ne sont pas réalistes dans le PIR. Ici, nous

diminuons le coefficient d'agrégation pour φv=90°, ce qui accentue le phénomène et entraîne pour les derniers stades où le LAI est le plus fort, une augmentation des écarts par rapport au 3D (Figure IV-20d et f).

Nous rappelons que les résultats présentés sont calculés uniquement à partir des réflectances simulées à la première itération. On peut donc penser que l'amélioration serait accentuée après plusieurs itérations. Afin de conclure plus précisément sur ce point, il faudra mettre au point la loi λ(φv) et modifier la prise en compte du coefficient d'agrégation dans DART afin qu'il puisse varier aussi en fonction de φv.

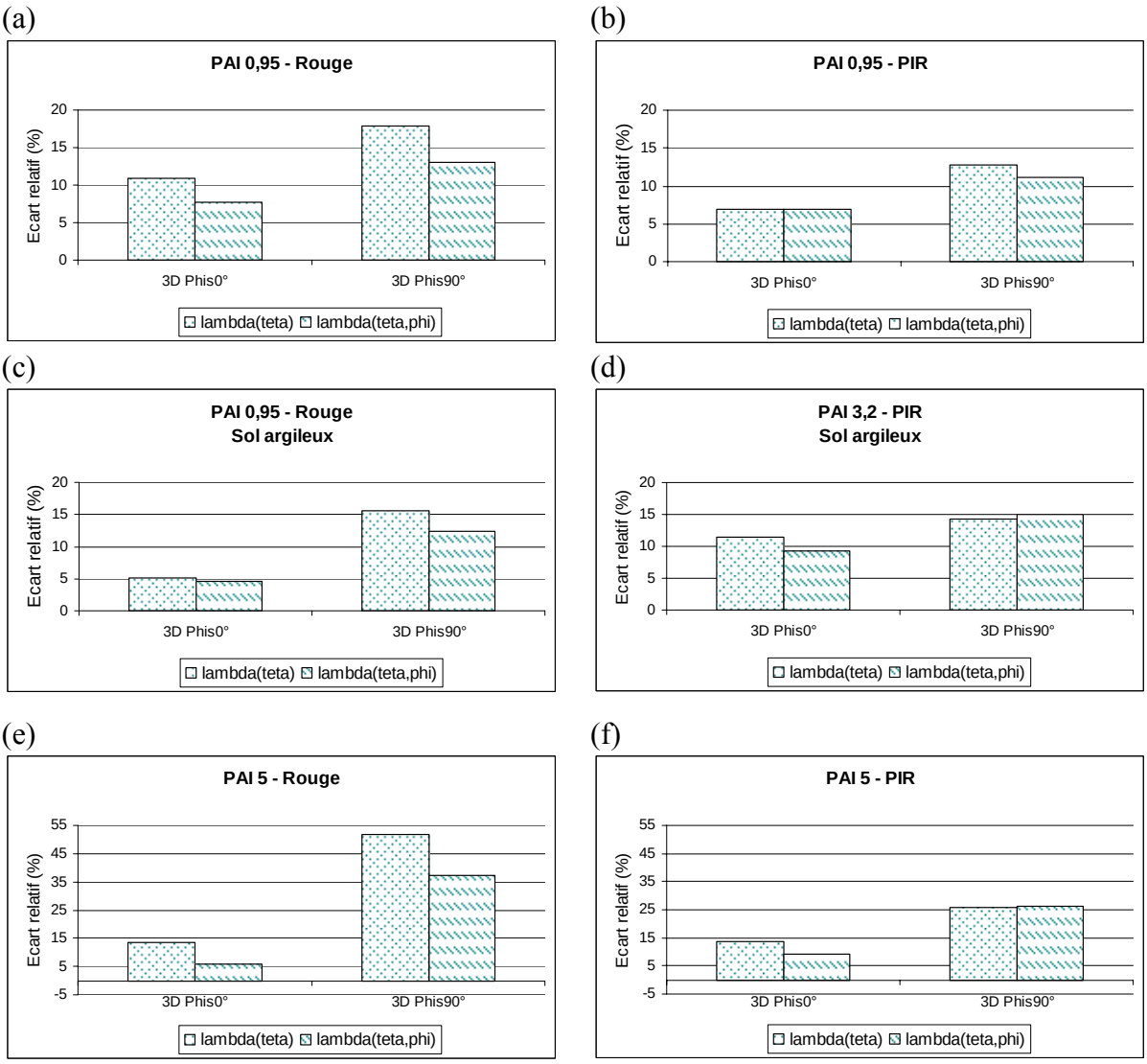


Figure IV-21: Ecarts moyens sur les 2θs (20 et 45°) entre les FDRB dans le plan principal pour les deux milieux 1D agrégé (λ(θ) et λ(θ,φ) et les simulations 3D pour les trois stades phénologiques et pour le sol argileux.

IV.4. CONCLUSION

Le but de ce chapitre était de déterminer si l'utilisation d'un coefficient d'agrégation dans un modèle turbide de transfert radiatif permettait d'améliorer les estimations de la FDRB et de l'albédo d'une culture en rangs. Nous avons aussi étudié s'il permettait de prendre en compte l'effet de l'anisotropie de la réflectance du sol plus efficacement qu'un milieu considéré complètement homogène.

Nous avons tout d'abord montré que la prise en compte des variations de λ en fonction de l'angle de visée permet de reproduire certains effets directionnels observés sur les FDRB issues des simulations en 3D (dus à la structure en rangs du couvert), ce qui n'est pas le cas avec un coefficient d'agrégation moyenné sur les angles zénithaux de visée.

De plus, il apporte une amélioration à la simulation de la FDRB de la parcelle dans le visible pour tous les stades phénologiques avec un sol très réfléchissant, surtout lorsque θs est faible. L'erreur effectuée sur l'albédo avec un milieu 1D est diminuée de plus de 50% si on utilise un coefficient d'agrégation. Avec un sol moins réfléchissant, l'amélioration n'est observée que pour le premier stade phénologique, c'est-à-dire pour un couvert épars où le sol est bien visible. Dans le PIR, l'amélioration est beaucoup moins systématique puisqu'elle n'est observée que pour le premier stade avec un sol peu réfléchissant. La forte contribution des feuilles au signal dans cette longueur d'onde met en évidence les erreurs effectuées lorsqu'on assimile le couvert de maïs à un couvert homogène verticalement, c'est-à-dire avec une forte contribution des feuilles à tous les niveaux du couvert. Ainsi, nous avons montré que, pour le dernier stade, les courbes de FDRB obtenues avec le milieu 1D agrégé ne sont pas réalistes.

Enfin, les comparaisons des écarts induits par rapport au 3D sur la FDRB et l'albédo avec un milieu 1D et 1D agrégé nous ont permis de confirmer que l'utilisation d'un coefficient d'agrégation permet de mieux prendre en compte l'effet général dû à l'anisotropie du sol.

Ainsi, le travail présenté ici montre des résultats encourageants, surtout dans le visible (rouge). L'utilisation d'un coefficient d'agrégation pour prendre en compte plus efficacement la dispersion des feuilles dans les modèles turbides est prometteuse. Cependant, cette utilisation doit être effectuée avec prudence selon les stades considérés et le type de sol sous-jacent. Il serait maintenant intéressant d'effectuer la même étude sur d'autres types de couverts agrégés pour confirmer ces tendances. De plus, les premiers résultats montrent que

pour le couvert étudié, l'utilisation d'un coefficient d'agrégation qui varie à la fois avec θ et φ pourrait entraîner une diminution des écarts observés sur la FDRB et l'albédo. Mais il n'est pas certain que l'utilisation de $\lambda(\theta,\varphi)$ soit aussi intéressante lorsque les effets directionnels sont plus aléatoires, comme sur des forêts naturelles par exemple.

La loi $\lambda(\theta)$ établie ici est empirique et ne saurait être valable pour d'autres couverts. Une paramétrisation de λ en fonction de θ et de la distance relative feuille tige χ a été effectuée par Rochdi et Baret (Rochdi, 2003, Rochdi et Baret, 2004) avec le modèle CLAMP. Ce modèle est capable de générer des maquettes 3D d'une large gamme de couverts végétaux de façon plus précise que le modèle DART. Les relations établies pourraient permettre d'estimer l'agrégation pour de nombreux types de couverts.

V. PRISE EN COMPTE DES HETEROGENEITES A L'ECHELLE D'UN PAYSAGE AGRICOLE

V.1. CONTEXTE ET OBJECTIFS

La notion d'hétérogénéité spatiale varie selon l'échelle d'observation et, de ce fait, peut différer selon que l'on s'intéresse à une parcelle ou au paysage. A l'échelle du paysage, à l'hétérogénéité due à l'agrégation des éléments du couvert s'ajoute une variabilité spatiale liée à l'occupation du sol qui semble être le principal facteur d'hétérogénéité à cette échelle (Garrigues , 2004). Dans le cas d'un paysage agricole, la couverture végétale est constituée d'une mosaïque de parcelles à des stades phénologiques différents et de parcelles de sol nu, quelle que soit la saison.

Ainsi, selon la résolution spatiale du capteur utilisé, la réflectance directionnelle mesurée correspondra à une combinaison de différentes FDRB d'éléments du paysage observé.

L'hétérogénéité à l'intérieur d'un pixel est une des principales sources d'erreurs d'estimations du LAI à partir de données à moyenne et faible résolution spatiale de type VEGETATION, MODIS ou SEVIRI (Chen, 1999 ; Chen et al, 2002, Tian, et al, 2002). Une solution pour améliorer les estimations de LAI est de disposer du maximum d'information possible sur les différents couverts, et ce notamment à partir de données haute résolution (Chen, 1999 ; Weiss et al., 2000b).

Le travail effectué dans ce chapitre vise à apporter des éléments de réponse aux interrogations suivantes:

1- Est-il pertinent de prendre en compte l'hétérogénéité intra-parcellaire, due à l'agrégation des feuilles du couvert végétal, dans la modélisation de la FDRB à l'échelle du paysage?

2- L'hétérogénéité inter-parcellaire, due à la variabilité de l'occupation du sol, peut-elle être prise en compte de manière simple avec un coefficient d'agrégation?

V.2. METHODOLOGIE

Le modèle DART a été utilisé pour effectuer des simulations de la FDRB à partir de représentations du paysage simplifiées mais réalistes, présentant des niveaux d'hétérogénéité différents (3D, 1D+sol nu, 1D agrégé + sol nu, 1D ou 1D agrégé). Afin d'effectuer des simulations réalistes, nous avons utilisé une carte d'occupation du sol (COS) de la zone du Sud-Ouest Toulousain (Ducrot et Gouaux, 2003, Figure V-1).

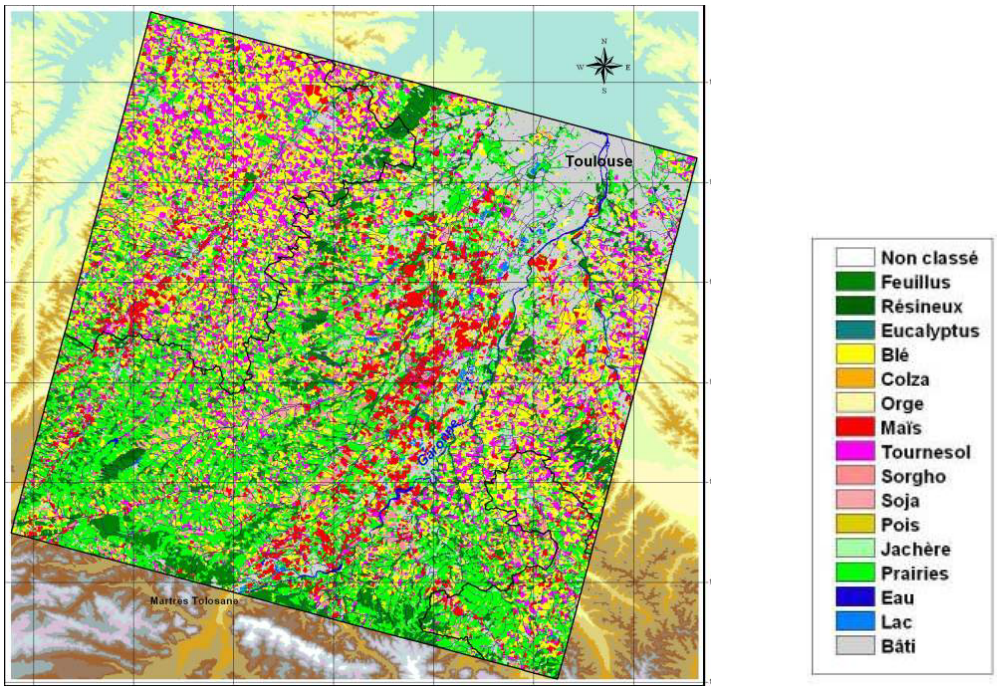


Figure V-1: Carte d'occupation du sol du Sud-Ouest toulousain pour l'année 2002.

Nous avons analysé la COS afin de caractériser l'occupation du sol d'un pixel basse ou moyenne résolution pour cette région.

Les simulations de la FDRB d'un pixel basse et moyenne résolution ont été effectuées dans les bandes spectrales du rouge et du PIR pour des angles zénithaux θs de 20° et 45°. L'angle azimutal solaire φs été fixé à 45°. Le sol sous-jacent correspond au sol limoneux anisotrope mesuré sur le terrain.

Les FRDB 1D ont été comparées à la FDRB simulée pour la représentation présentant le maximum de détails (3D).

V.3. PAYSAGE AGRICOLE A L'ECHELLE D'UN PIXEL BASSE RESOLUTION

V.3.1. Différents degrés d'hétérogénéité

La COS a révélé que, hors agglomération toulousaine, la zone Sud-Ouest est couverte en moyenne par 30% de sol nu, 30% de cultures et 30% de prairies. Les surfaces couvertes par les zones urbaines et boisées sont inférieures à 15%. Nous avons donc considéré qu'un paysage constitué d'1/3 de sol nu anisotrope, 1/3 de prairie et 1/3 de culture était représentatif de ce que pourrait contenir un pixel basse résolution sur la région. A partir de ce constat, des simulations de FDRB ont été réalisées à partir de scènes présentant différents degrés d'hétérogénéité.

V.3.1.1. Hétérogénéité maximale

La parcelle de maïs a été simulée pour le premier stade phénologique (LAI 0.95, cf. chapitre IV), qui correspond à un stade où l'agrégation est intermédiaire. La prairie est représentée par une couche homogène de végétation de LAI 2. Cette représentation du paysage est notée « 3D » dans la suite du chapitre (Figure V-2a).

V.3.1.2. Représentation en 1D+sol nu et 1D agrégé+ sol nu

La zone en sol nu reste représentée. La zone recouverte par la végétation est représentée de deux façons :

- Par un milieu homogène avec un LAI équivalent (Figure V-2a). Cette représentation du paysage est notée « 1D + sol nu » dans la suite du chapitre.
- Par un milieu homogène avec prise en compte d'un coefficient d'agrégation équivalent calculé à partir de la fraction de trou directionnelle $P_0(\theta)$ (cf. méthode chapitre V) obtenue pour la zone recouverte par la culture+prairie (Figure V-2b). Cette représentation du paysage est notée « 1D agrégé + sol nu » dans la suite du chapitre. Dans ce cas, le coefficient d'agrégation λ correspond à une agrégation intra-parcellaire.

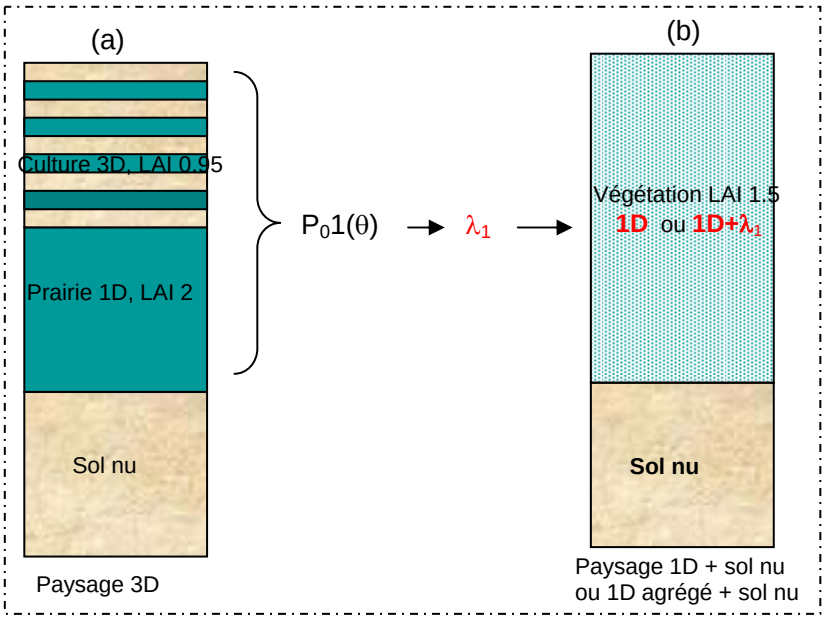


Figure V-2 : Représentation du couvert en 1D ou 1D agrégé avec représentation de la parcelle de sol nu, à l'échelle d'un pixel basse résolution.

V.3.1.3. Représentation en 1D et 1D agrégé

L'ensemble du paysage -sol nu et végétation- est représenté de deux façons :

- Par un milieu homogène avec un LAI équivalent à la somme des deux LAI (prairie+culture) (Figure V-2a). Cette représentation du paysage est notée « 1D » dans la suite du chapitre.
- Par un milieu homogène avec prise en compte d'un coefficient d'agrégation équivalent calculé à partir de la fraction de trou directionnelle $P_0(\theta)$ obtenue pour l'ensemble de la zone (Figure V-2b). Cette représentation du paysage est notée « 1D agrégé » dans la suite du chapitre. Dans ce cas, le coefficient d'agrégation λ correspond à une agrégation inter-parcellaire.

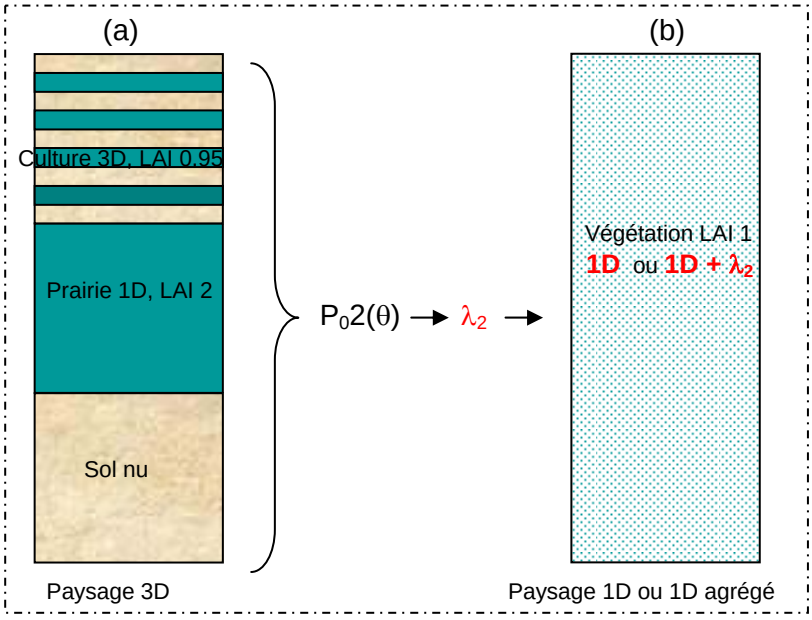


Figure V-3 : Représentation du couvert en 1D ou 1D agrégé sans prise en compte du sol nu.

V.3.2. Résultats

V.3.2.1. Fractions de trou et coefficients d'agrégation

Les fractions de trou directionnelles $P_0 1(\theta)$ (maïs+prairie) et $P_0 2(\theta)$ (3D) et les coefficients d'agrégation qui en sont dérivés, $\lambda 1$ et $\lambda 2$ (Figure V-2 et Figure V-3), sont présentés Figure V-4 a et b.

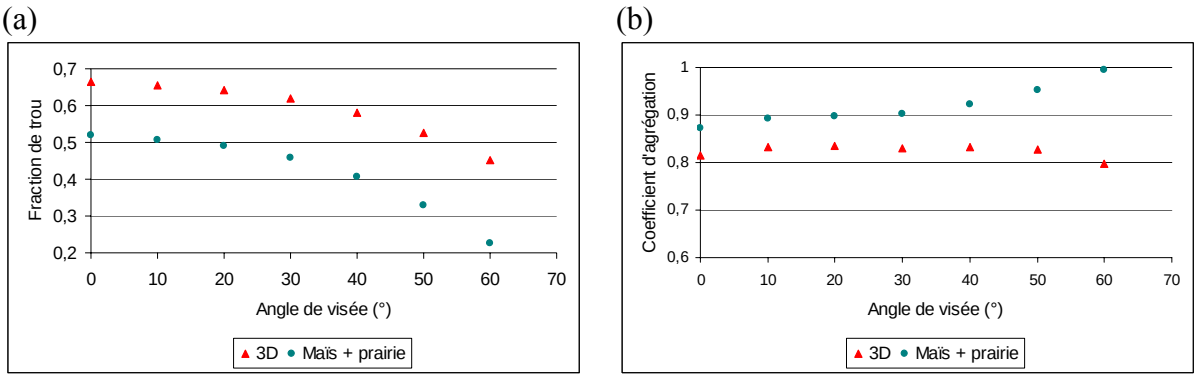


Figure V-4: Evolution de la fraction de trou et du coefficient d'agrégation correspondant à deux niveaux d'hétérogénéité différents: (a) "3D" (maïs+prairie+ sol nu) et (b)"maïs+prairie".

Comme attendu, la fraction de trou issue du paysage « maïs + prairie » est plus faible que celle issue du paysage 3D où l'on a représenté du sol nu (Figure V-4a). Dans les deux cas, elle diminue de façon exponentielle avec l'angle de visée.

Le paysage 3D présente une structure plus agrégée (Figure V-4b) que le paysage "maïs + prairie". En effet, à l'agrégation intra-parcellaire de la parcelle de maïs s'ajoute une agrégation inter-parcellaire engendrée par la forte variation spatiale induite par la présence d'une parcelle de sol nu. Le coefficient d'agrégation obtenu pour le paysage "maïs+prairie" augmente avec l'angle de visée et prend en compte l'hétérogénéité due à l'agrégation des feuilles du couvert de maïs. Celui obtenu avec le paysage "maïs+prairie+sol nu" augmente légèrement pour les faibles angles de visée puis diminue ensuite après 40°.

V.3.2.2. Analyse des écarts sur la FDRB

V.3.2.2.1. Rouge

La Figure V-5 présente les FDRB obtenues dans le rouge pour les différents types d'hétérogénéités dans le plan principal, pour un θs de 45°.

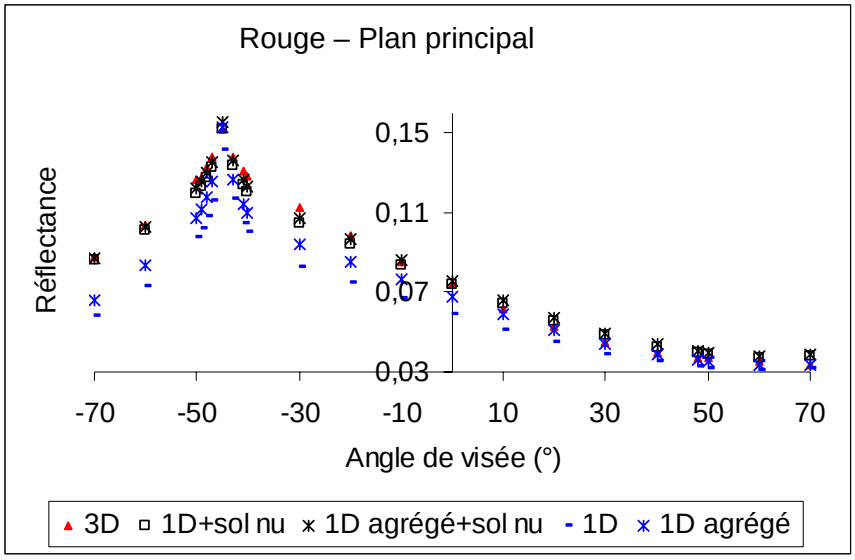


Figure V-5: FDRB simulées dans le rouge dans le plan principal pour les différents degrés d'hétérogénéité pris en compte. Les angles zénithal et azimutal solaires sont de 45°.

Les niveaux de réflectance varient suivant le niveau d'hétérogénéité représenté. La courbe issue de la représentation en 1D présente le niveau de réflectance le plus faible. Les FDRB obtenues pour les milieux "1D+ sol nu" et "1D agrégé+ sol nu" sont très proches de celles obtenues pour le paysage représenté en 3D.

Les écarts relatifs par rapport à la FDRB du paysage 3D pour le plan principal et perpendiculaire et pour les deux θs considérés sont présentés Figure V-6.

(a) (b)

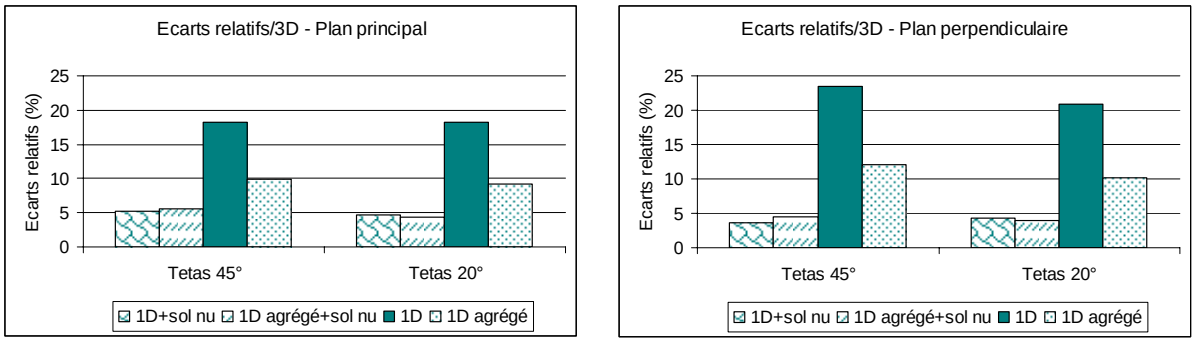


Figure V-6: Ecarts relatifs (en %) entre la FDRB simulée dans le rouge pour le paysage "culture+prairie+sol nu" et le paysage "1D+sol nu", "1D agrégé + sol nu ", "1D" et "1D agrégé" pour les plans principal et perpendiculaire et deux angles zénithaux d'éclairement (20° et 45°).

On note que l'écart avec le "1D + sol nu" est faible, de 5% ou moins, pour les deux plans et les deux θs. L'ajout du coefficient d'agrégation prenant en compte l'hétérogénéité intra-parcellaire dans la représentation "1D agrégé+sol nu" n'apporte pas d'amélioration à la simulation de la FDRB.

Les écarts avec la représentation du paysage en "1D" sont compris entre 18 et 23%. Dans ce cas, l'introduction du coefficient d'agrégation prenant en compte l'hétérogénéité inter-parcellaire entraîne une nette diminution des écarts puisqu'ils deviennent inférieurs à 12%.

Ces résultats préliminaires suggèrent qu'à l'échelle du paysage, la prise en compte de l'hétérogénéité intra-parcellaire n'est pas nécessaire. Le paramètre important à prendre en compte est la présence de sol nu. Si le pourcentage de sol nu n'est pas connu et que le milieu est considéré homogène, l'utilisation d'un coefficient d'agrégation inter-parcellaire dans le rouge permet de corriger en partie la sous-estimation de l'effet du sol sur la réflectance totale du paysage.

V.3.2.2.2. Proche infrarouge

La Figure V-5 présente les FDRB obtenues dans le plan principal dans le proche infrarouge (PIR) pour les différents types d'hétérogénéités et pour un θs de 45°.

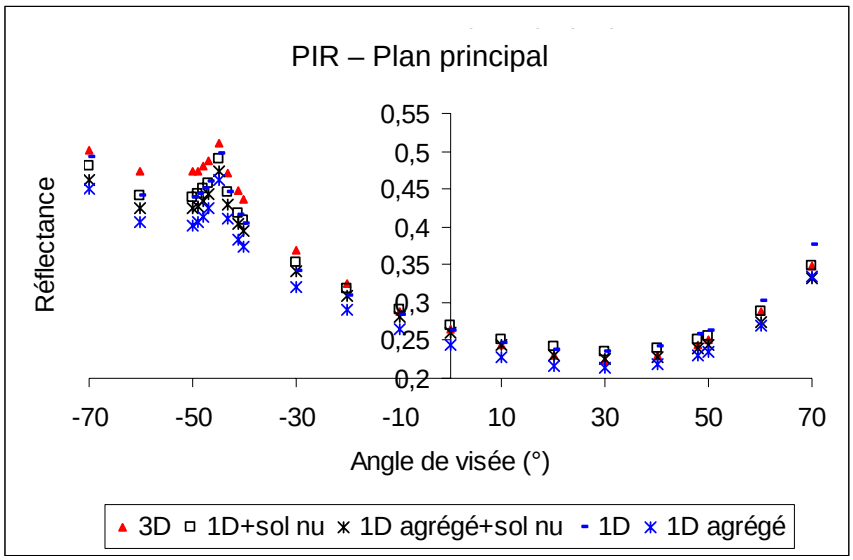


Figure V-7: FDRB simulées dans le proche infrarouge dans le plan principal pour différents degrés d'hétérogénéité. Les angles zénithal et azimutal solaires sont de 45°.

Les niveaux de réflectance varient faiblement suivant le niveau d'hétérogénéité représenté. C'est pour la représentation "1D agrégé" que le niveau de réflectance s'éloigne le plus de la représentation 3D.

Les écarts relatifs par rapport à la FDRB 3D pour le plan principal et perpendiculaire et pour les deux θs considérées sont présentés Figure V-6.

(a) (b)

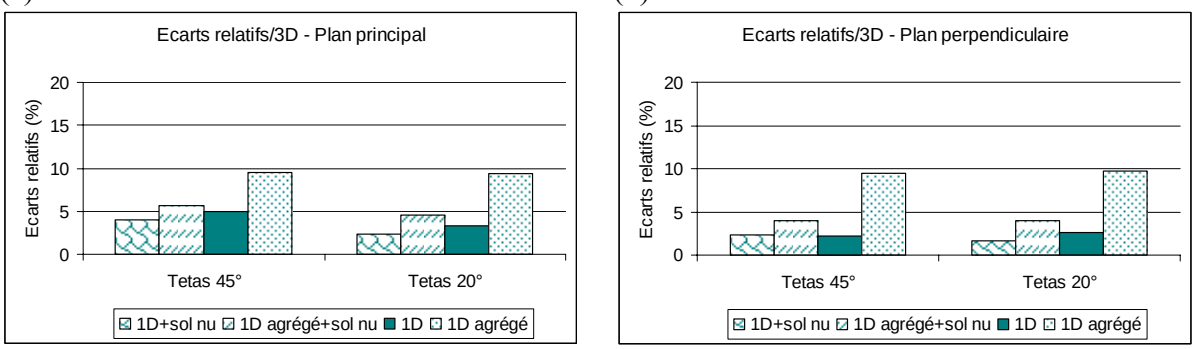


Figure V-8: Ecarts relatifs (en %) entre la FDRB simulée dans le proche infrarouge pour le paysage "culture+prairie+sol nu" et le paysage "1D+sol nu", "1D agrégé + sol nu ", "1D" et "1D agrégé" pour les plans principal et perpendiculaire et deux angles zénithaux d'éclairement (20 et 45°).

Les écarts en "1D" ou "1D+sol nu" ne dépassent pas 5%. L'introduction d'un coefficient d'agrégation intra-parcellaire en "1D agrégé+sol nu" ou inter-parcellaire en "1D agrégé" entraîne une augmentation des écarts. Ce résultat confirme les résultats observés au chapitre IV, dans lequel nous avons conclu que le coefficient d'agrégation induisait des erreurs dans la simulation de la FDRB dans le PIR car la contribution du sol était trop importante.

V.3.3. Impact sur les estimations de LAI

Nous avons cherché à évaluer l'amélioration que pourrait apporter l'utilisation du coefficient d'agrégation dans la bande rouge, sur les estimations de LAI. Pour cela, nous avons fait varier le LAI pour les scènes 1D et 1D agrégé, et retenu le LAI pour lequel la valeur de réflectance au nadir s'approchait au mieux de la réflectance au nadir du 3D. Cette approche repose sur une connaissance a priori du milieu avec le LAD de la végétation et la réflectance du sol fixés.
Les LAI retenus et les écarts commis par rapport au LAI 3D sont présentés dans le Tableau V-1.

Tableau V-1 : Evaluation des écarts sur l'estimation du LAI dans la bande du rouge, à l'échelle d'un pixel basse résolution constitué d'un mélange de culture, prairie et sol nu. Angle zénithal solaire de 20°.

	LAI du paysage	Ecart par rapport au 3D (%)
3D	1	-
1D	0.7	30%
1D agrégé	0.8	20%

L'écart observé sur le LAI est de 30% si le paysage est considéré homogène; si le coefficient d'agrégation est pris en compte, cet écart diminue à 20%.

V.4. PAYSAGE AGRICOLE A L'ECHELLE D'UN PIXEL MOYENNE RESOLUTION

V.4.1. Différents degrés d'hétérogénéité

L'analyse de la COS a révélé que, à moyenne résolution, il est fréquent de rencontrer un mélange de sol nu et d'un seul type de végétation, culture ou prairie. Le pourcentage de sol nu peut atteindre 50%.

Ici, l'hétérogénéité intra-parcellaire n'est pas prise en compte car nous venons de voir qu'elle n'est pas nécessaire ; seule l'hétérogénéité inter-parcellaire, induite par la variabilité spatiale de l'occupation du sol est prise en compte. La végétation a été simulée en 1D avec des LAI différents (1, 2 et 4, Figure V-9).

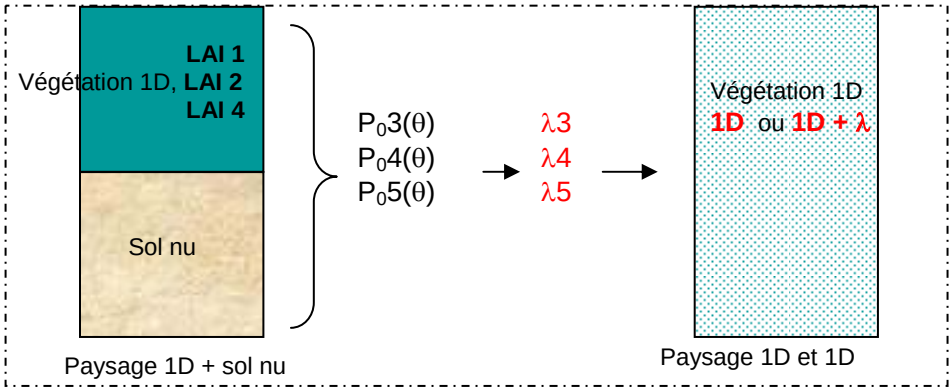


Figure V-9 : Représentation du couvert en 1D ou 1D agrégé pour plusieurs LAI, à l'échelle d'un pixel moyenne résolution.

V.4.2. Résultats

V.4.2.1. Fractions de trou et coefficients d'agrégation

Les fractions de trou directionnelles $P_0(3\theta)$, $P_0(4\theta)$, $P_0(5\theta)$ et les coefficients d'agrégation qui en sont dérivés $\lambda(3\theta)$, $\lambda(4\theta)$ et $\lambda(5\theta)$(cf. Figure V-9) sont présentés Figure V-4 a et b.

(a) (b)

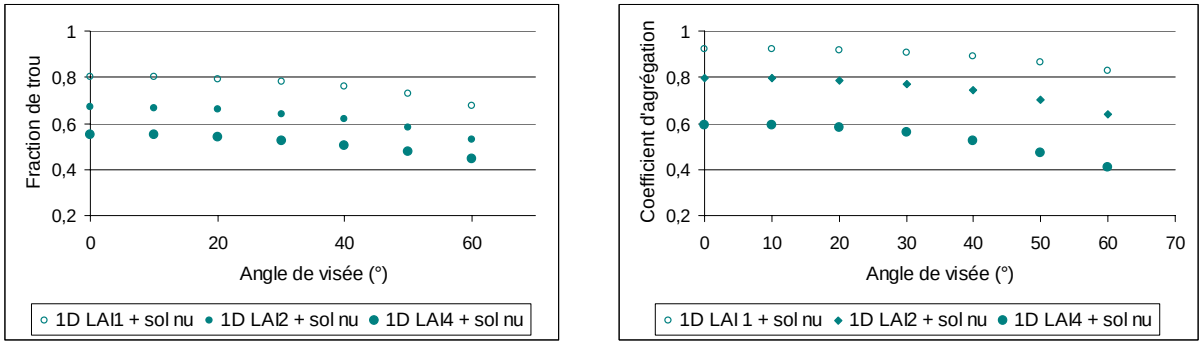


Figure V-10: Evolution de la fraction de trou et du coefficient d'agrégation correspondant à une scène représentée avec une parcelle de végétation homogène + sol nu. La végétation a des LAI de 1, 2 ou 4.

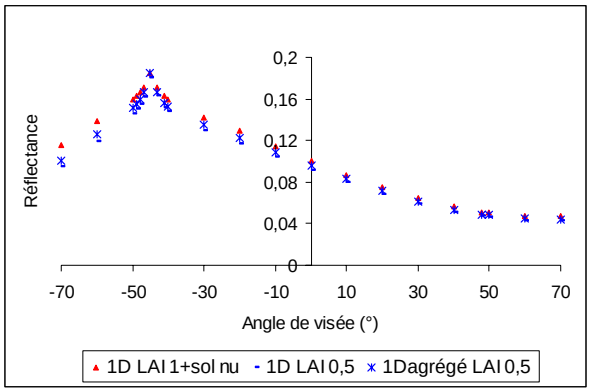
Dans tous les cas, les fractions de trou et les coefficients d'agrégation diminuent progressivement avec l'angle de visée. Le coefficient d'agrégation décroît au fur et à mesure que le LAI de la parcelle de végétation augmente. Ainsi, un milieu constitué d'un mélange de sol nu et de végétation paraît d'autant plus hétérogène que le LAI de la végétation est élevé.

V.4.2.2. Analyse des écarts sur la FDRB

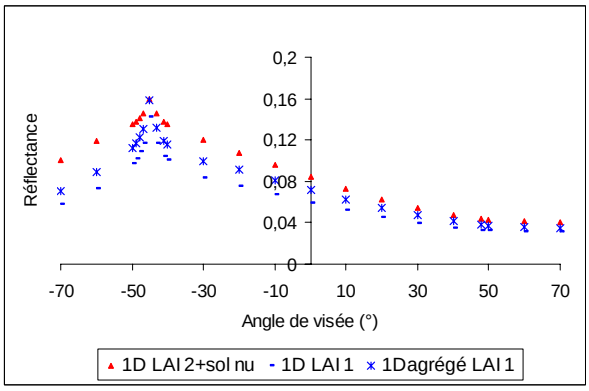
L'utilisation du coefficient dans la bande PIR entraînant une augmentation des écarts avec le 3D dans la plupart des cas, seuls les résultats obtenus pour la bande rouge sont présentés.

La Figure V-5 présente les FDRB obtenues dans le plan principal dans le rouge pour les différents types d'hétérogénéités et pour les trois LAI différents.

(a) **Parcelle de végétation de LAI 1**



(b) **Parcelle de végétation de LAI 2**



(c) **Parcelle de végétation de LAI 4**

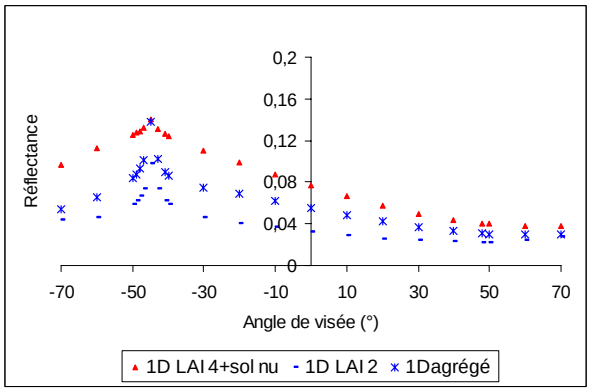


Figure V-11 : FDRB simulées dans le rouge dans le plan principal pour différents degrés d'hétérogénéité. (a) Parcelle de végétation de LAI 1, (b) de LAI 2 et (c) de LAI 4. Les angles zénithal et azimutal solaires sont de 45°.

Pour les trois valeurs de LAI, on observe globalement une sous-estimation de la réflectance simulée lorsque le sol nu n'est pas représenté. Plus le LAI de la parcelle de la végétation augmente (de la Figure V-11a vers la Figure V-11c), plus la FDRB simulée pour le milieu 1D est sous-estimée.

Les écarts obtenus par rapport au paysage 1D+sol nu sont présentés pour chaque LAI Figure V-12.

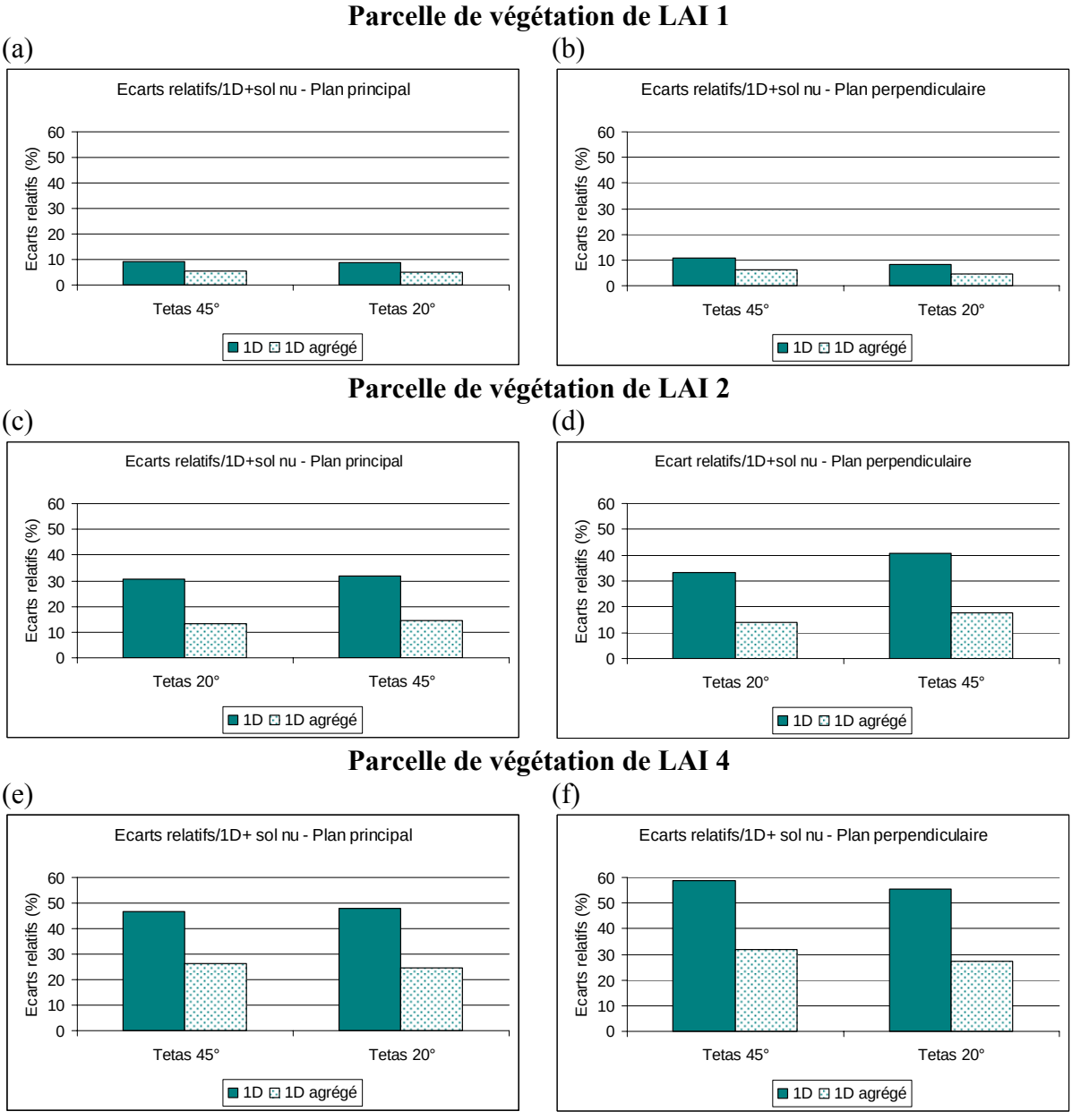


Figure V-12 : Ecarts relatifs (en %) entre la FDRB simulée dans le rouge pour le paysage "végétation 1D+sol nu" et les paysages "1D" et "1D agrégé" pour les plans principal et perpendiculaire, deux angles zénithaux d'éclairement (20 et 45°) et pour différentes valeurs de LAI de la parcelle de végétation : (a) et (b) LAI 1 ; (c) et (d) LAI2, (e) et (f) LAI4.

Les écarts obtenus en 1D augmentent nettement avec le LAI de la parcelle de végétation, ce qui est en accord avec les résultats de Weiss et al. (2000b). Les écarts sont de 10% environ pour le LAI de 1 (Figure V-11a et b), de 30% pour le LAI de 2 (Figure V-11c et d) et peuvent atteindre 60% pour le LAI de 4 (Figure V-11e et f). L'introduction d'un coefficient d'agrégation inter-parcellaire entraîne une diminution significative des écarts dans tous les cas ; les écarts obtenus avec le 1D agrégé ne sont alors plus que de 5% environ pour le LAI de 1, de 13% pour le LAI de 2 et de 27% pour le LAI de 4.

V.4.3. Impact sur les estimations de LAI

Comme précédemment (VI.3.3.), nous avons évalué l'amélioration que pourrait apporter l'introduction du λ dans un modèle de réflectance sur l'estimation du LAI, à partir de FDRB simulées dans le rouge. Les valeurs de LAI équivalent et les écarts par rapport au LAI vrai du paysage sont présentés dans le Tableau V-2.

Tableau V-2 : Evaluation des écarts sur l'estimation du LAI dans la bande du rouge, à l'échelle d'un pixel moyenne résolution constitué d'un mélange de 50% de végétation de LAI 1, 2 ou 4, et de 50% de sol nu.

		LAI du paysage	Ecart par rapport au 1D + sol nu (%)
Parcelle de végétation de LAI 1	1D+sol nu	0.5	-
	1D	0.4	**20**
	1D agrégé	0.45	**10**
Parcelle de végétation de LAI 2	1D+sol nu	1	-
	1D	0.6	**40**
	1D agrégé	0.8	**20**
Parcelle de végétation de LAI 4	1D+sol nu	2	-
	1D	0.75	**62**
	1D agrégé	1.3	**35**

Le LAI équivalent est fortement sous-estimé lorsque le milieu est représenté en 1D et la sous-estimation est d'autant plus forte que le LAI de la parcelle de végétation est fort. Elle est de 20% avec du 1D si la parcelle a un LAI de 1 et atteint 62% pour le LAI de 4. Cette sous-estimation est globalement divisée par deux si l'hétérogénéité inter-parcellaire est prise en compte avec un coefficient d'agrégation.

V.5. CONCLUSION

A l'échelle du paysage, la prise en compte de l'hétérogénéité intra-parcellaire n'est plus nécessaire quand le paysage est constitué d'un mélange de sol nu et de végétation. Le facteur d'hétérogénéité principal n'est plus l'agrégation des feuilles des couverts mais la variation spatiale de l'occupation du sol.

L'introduction d'un coefficient d'agrégation permet d'améliorer la simulation de la FDRB du paysage dans le rouge et pourrait donc améliorer les estimations de LAI par inversion de modèle turbide de réflectance. Cependant, les conclusions concernant les estimations du LAI ont été établies en faisant varier uniquement le LAI. Cela implique que des inversions réalisées sur le même jeu de données, mais en laissant libres tous les paramètres (LAI, LAD réflectance de sol et de feuille), pourraient ne pas conduire à des sous-estimations aussi importantes en 1D, mais les écarts seraient alors aléatoires.

De plus, notre étude n'a porté que sur un nombre de cas limité. Il sera donc intéressant de généraliser les résultats en faisant varier les niveaux d'hétérogénéités, la réflectance du sol ou le LAD, ce qui permettrait d'évaluer de manière plus systématique les améliorations apportées. Effectuer des inversions sur le jeu de données obtenu sera indispensable pour confirmer ces résultats.

CONCLUSIONS – PERSPECTIVES

L'objectif principal de ce travail était d'évaluer si l'utilisation d'un coefficient d'agrégation λ permettait de prendre en compte, de manière simple, les effets dus à l'hétérogénéité spatiale des couverts végétaux (1) sur la fraction de trou en vue d'une meilleure estimation du LAI in situ et (2) sur la simulation de la FDRB des cultures. La FDRB a été analysée à deux échelles spatiales : la parcelle et le paysage.

La première partie du travail visait à évaluer une méthode d'estimation du LAI vrai à partir de prises de mesures de fractions de trou effectuées à l'aide de photographies hémisphériques. Le logiciel CAN_EYE, choisi pour cette étude, permet d'estimer le LAI effectif des couverts à partir d'une inversion de la loi de Poisson, mais aussi le LAI vrai avec la loi de Poisson modifiée, par le calcul d'un coefficient d'agrégation à partir de la méthode de Lang et Xiang (1986). Ces deux méthodes d'estimations sont aussi appliquées à la fraction de trou mesurée pour un angle de visée de 57.5°, pour lequel la fraction de trou est indépendante de l'angle d'inclinaison foliaire (Warren-Wilson, 1963).
Les estimations fournies par CAN_EYE sur des parcelles de blé, maïs et tournesol pendant deux années consécutives, tout au long de la saison de croissance, ont été évaluées par comparaison à des mesures destructives.

Grâce à une analyse de sensibilité de la mesure de la fraction de trou, nous avons tout d'abord mis en évidence que de bonnes conditions de prises de vue (nombre de photos, éclairement, distance entre l'objectif et la canopée) sont primordiales si l'on veut mesurer une fraction de trou représentative du couvert.

Les comparaisons entre les LAI destructifs et estimés nous ont permis de conclure que l'inversion du modèle de Poisson à partir de mesures de la fraction de trou donne de bonnes estimations de LAI pour le couvert de blé. Dans le cas du maïs, le modèle de Poisson modifié permet d'améliorer sensiblement les estimations de LAI. Pour le couvert de tournesol, les estimations n'ont pas été améliorées car il semble que l'agrégation du couvert ait été

surestimée dans le modèle. L'analyse a permis de mettre en évidence des phénomènes de compensation entre le coefficient d'agrégation λ et l'angle moyen d'inclinaison foliaire (ALA) au cours de l'inversion réalisée pour estimer le LAI vrai. Ces phénomènes de compensation peuvent aboutir à de bonnes estimations du LAI vrai, mais avec des valeurs de λ et ALA non réalistes pour les couverts étudiés.

Ces résultats suggèrent que le calcul du coefficient d'agrégation dans CAN_EYE avec la méthode de Lang et Xiang (1986) doit être amélioré. Dans cette optique, plusieurs options peuvent être envisagées:

- Optimiser la taille des cellules pour lesquelles la fraction de trou est moyennée avec la méthode de Lang. En effet, la taille des cellules est constante dans le modèle alors qu'elle est fonction du ratio largeur/longueur des feuilles. Une définition optimale de cette taille de cellule pour chaque couvert étudié pourrait améliorer les estimations du coefficient d'agrégation, et ainsi les estimations de LAI.
- Utiliser la méthode de Lang et Xiang (1986) combinée à la méthode utilisée dans le TRAC basée sur la distribution de la taille des trous (Leblanc et al., 2002) pour estimer le coefficient d'agrégation. Leblanc et al. (2005) ont constaté une amélioration des estimations du LAI sur des forêts de conifères. Notre jeu de données nous permettrait de tester cette méthode sur d'autres types de couverts.
- Avoir une connaissance a priori de l'agrégation du couvert étudié afin de renseigner le modèle. La paramétrisation du coefficient d'agrégation en fonction de paramètres architecturaux tels que la distance feuille/tige, la densité de pieds et la taille des feuilles (Rochdi, 2003 ; Rochdi et Baret, 2004), pourrait être une alternative intéressante.
- La distribution foliaire ellispoïdale (Campbell, 1986, 1990) utilisée dans CAN_EYE pourrait être remplacée par une loi à quatre paramètres comme la distribution beta (Strebel et al., 1985) qui ne fait pas l'hypothèse d'une symétrie azimutale des feuilles du couvert. Cela pourrait améliorer les estimations pour les couverts de maïs et de tournesol dont l'orientation foliaire semble privilégier certaines directions azimutales (Girardin et Tollenaar 1992, 1994 ; Lemeur, 1973; Steven et al, 1993).

Les estimations de LAI vrai à partir de la fraction de trou mesurée à 57.5° donnent des résultats encourageants. La nouvelle version de CAN_EYE permet de traiter des

photographies panoramiques prises dans cette direction spécifique. Les estimations issues de ces prises de vue devront être analysées.

Enfin, il serait intéressant d'étudier la sensibilité du modèle à la valeur de LAI^{sat}. En effet, lorsque la fraction de trou est nulle dans une cellule, la valeur de la fraction de trou P_0 est considérée égale à une valeur de saturation P_0^{sat} dérivée d'une loi de Poisson pour laquelle la valeur de LAI^{sat} a été fixée à 10 dans CAN_EYE.

Dans la deuxième partie du travail, nous avons analysé si l'introduction d'un coefficient d'agrégation dans un modèle de réflectance de type 1D permettait d'améliorer les simulations de la FDRB. Pour cela, nous avons pris comme référence des simulations de FDRB issues d'un modèle spatialement explicite : le modèle DART (Gastellu et al., 1996). La notion d'hétérogénéité étant fonction de l'échelle d'analyse, nous nous sommes intéressés à deux échelle différentes : la parcelle et le paysage agricole. L'hétérogénéité variant également dans le temps, les simulations de la FDRB ont été effectuées pour différents stades phénologiques.

A l'échelle de la parcelle, nous avons montré l'intérêt de prendre en compte un coefficient d'agrégation λ pour simuler la FDRB d'une parcelle de maïs dans le rouge. Dans le PIR, l'introduction de λ entraîne globalement une surestimation de l'effet du sol et l'utilisation d'un modèle 1D donne de meilleurs résultats.

Pour cette étude, nous nous sommes intéressés à la FDRB moyenne de la parcelle ; nous nous sommes appuyés sur des mesures allométriques et des mesures de la fraction de trou moyenne à chaque stade phénologique afin de représenter le couvert de façon réaliste. Il serait néanmoins intéressant de comparer les simulations de la FDRB issues de DART avec des mesures de FDRB effectuées sur le terrain.

Une des principales limites de cette étude est qu'elle repose sur l'utilisation d'un modèle basé sur une représentation du milieu avec des cellules parallélépipédiques, le milieu étudié n'est donc pas représenté de façon exacte. Des simulations de FDRB avec un modèle de lancer de rayons comme AMAP (BotAnique et BioinforMatique de l'Architecture des Plantes, CIRAD) qui permet de représenter les feuilles du couvert de façon beaucoup plus détaillée, pourrait permettre d'approfondir cette analyse.

Enfin, il serait souhaitable d'étendre cette étude à d'autres types de couverts qui présentent des structures différentes, comme les savanes ou les forêts de feuillus par exemple, afin de généraliser ces conclusions.

A l'échelle d'un paysage agricole, l'hétérogénéité inter-parcellaire, due à la variabilité spatiale de l'occupation du sol (mélange sol nu/végétation à des stades différents), semble être le facteur primordial, la prise en compte de l'hétérogénéité intra-parcellaire n'étant pas nécessaire pour simuler la FDRB. Ainsi, si le pourcentage de sol nu est connu sur la zone, la réponse du sol doit être prise en compte. Si aucune information n'est disponible, la prise en compte de cette hétérogénéité inter-parcellaire avec un coefficient d'agrégation λ dans la bande du rouge, permet d'améliorer les simulations de la FDRB avec un modèle 1D. Une étude préliminaire a permis de mettre en évidence que les estimations de LAI par inversion de la réflectance au nadir pourraient être améliorées si λ est introduit pour simuler la FDRB dans le visible. Afin de confirmer ces résultats, il sera intéressant d'effectuer des inversions d'un modèle de type SAIL (Verhoef, 1984) via la méthode des LUT dans les bandes rouge et proche infrarouge. Les LUT devront être construites avec ou sans prise en compte du coefficient dans la bande du rouge afin déterminer si les estimations du LAI peuvent être améliorées.

Les efforts de paramétrisation de λ mis en œuvre à l'échelle de la parcelle (Rochdi, 2003 ; Rochdi et Baret, 2004) pourraient être complétés par une paramétrisation de λ à l'échelle du paysage, en fonction du stade phénologique et du pourcentage de sol nu par exemple.

Ainsi, ce travail aura d'une part permis d'évaluer les limites de validité de la modélisation de la fraction de trou effectuée dans le modèle de traitement des photographies hémisphériques CAN_EYE ; des voies pour améliorer les estimations de LAI ont pu être avancées. D'autre part, si l'intérêt du coefficient d'agréation intra- et inter-parcellaire pour simuler la FDRB dans la bande du rouge est confirmé par des études plus poussées sur l'inversion, cela pourrait permettre d'améliorer les estimations de LAI effectuées à partir des satellites. Les projets combinant l'acquisition de données à la fois haute et basse résolution comme le projet Venμs/GMES fourniront des jeux de données adéquats pour répondre aux questions soulevées dans le cadre de cette thèse.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Anderson, M.C. 1964. Studies of the woodland light climate. I. The photographic computation of light conditions. Journal of Ecology 52:25-41.

Anderson, M.C. 1971. Radiation and crop structure. Plant Photosynthetic Production, Manual of Methods. Eds Z.Sestak, J.catsky and P.G. Jarvis. Dr W. Junk Publ.:pp 412-466.

Andrieu, B., and H. Sinoquet. 1993. Evaluation of structure description requirements for predicting gap fraction of vegetation canopies. Agricultural and Forest Meteorology 65:207-227.

Antunes, M.A.H., E.A. Walter-Shea, and M.A. Mesarch. 2001. Test of an extended mathematical approach to calculate maize leaf area index and leaf angle distribution. Agricultural and Forest Meteorology 108:45-53.

Baldocchi, D., and S. Collineau. 1994. The physical nature of solar radiation in heterogeneous canopies: spatial and temporal attributes, p. 21-71, *In* M. M. C. a. M. W. Pearcy, ed. Exploitation of Environmental Heterogeneity by Plants: Ecophysiological Processes Above- and Belowground. Academic Press, San Diego, CA.

Baret, F., B. Andrieu, and M.D. Stevan. 1993. Gap frequency and canopy architecture of sugar beet and wheat crops. Agricultural and Forest Meteorology 65:261-279.

Baret, F., J.G.P.W. Clevers, and M.D. Steven. 1995. The robustness of canopy gap fraction estimates from red and near-infrared reflectances: a comparison of approaches. Remote Sensing of Environment 54:141-151.

Baret, F., and G. Guyot. 1991. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. Remote Sensing of Environment 35:161-173.

Beadle, C.L. 1993. Photosynthesis and production in a changing environment: a field and laboratory manual, p. 36-46, *In* Hall, ed. Growth Analysis. Chapman & Hall, London.

Bégué, A., S.D. Prince, N.P. Hanan, and J.-L. Roujean. 1996. Shortwave radiation budget of Sahelian vegetation. 2. Radiative transfer model. Agricultural and Forest Meteorology 79:97-112.

Bicheron, P., and M. Leroy. 1999. A method of biophysical parameter retrieval at global scale by inversion of a vegetation reflectance model. Remote Sensing of Environment 67:251-266.

Bolstad, P.V., and S.T. Gower. 1990. Estimation of leaf area index in fourteen southern Wisconsin forest stands using a portable radiometer. Tree physiology 7:115-124.

Bonhomme, R. 1974. Détermination de profils d'indice folaire et de rayonnement dans un couvert végétal à l'aide de photographies hémisphériques faites in situ, Université d'Aix-Marseille.

Bonhomme, R. 1976. Détermination de profils d'indice foliaire et de rayonnement dans un couvert végétal à l'aide de photographies hémisphériques faites *in situ*. Ann. Agron. 27,1:33-59.

Bonhomme, R., and M. Chartier. 1972. The interpretation and automatic measurement of hemispherical photographs to abtain sunlit foliage area and gap frequency. Israel Journal of Agricultural Research 22:53-61.

Bréda, N. 1994. Analyse du fonctionnement hydrique des chênes sessile (*Quercus Petraea*)et pédonculé (*Quercus robur*) en conditions naturelles; effets des facteurs du milieu et de l'éclaircie., Thèse, Université de Nancy.

Broge, N.H., and E. Leblanc. 2000. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density, Remote Sensing of Environment. Remote Sensing of Environment 76:156-172.

Campbell, G.S. 1986. Extinction coefficients for radiation in plant canopies calculated using an ellipsoidal inclination angle distribution. Agricultural and Forest Meteorology 36:317-321.

Campbell, G.S. 1990. Derivation of an angle density function for canopies with ellipsoidal leaf angle distributions. Agricultural and Forest Meteorology 49:173-176.

Cess, R.D. 1978. Biosphere-albedo feedback and climate modeling. Journal of Atmosperic Science 35:1765-1768.

Chelle, M. 1996. PARCINOPY: PARticle traCINg in the canoPY. INRA Bioclimatologie:1-8.

Chelle, M. 1997. Développement d'un modèle de radiosité mixte pour simuler la distribution du rayonnement dans les couverts végétaux. Institut de formation supérieure en informatique et télécommunication, Université de Rennes, Rennes,161p.

Chen, J.M. 1996a. Optically-based methods for measuring seasonal variation of leaf area index in boreal conifer stands. Agricultural and Forest Meteorology 80:135-163.

Chen, J.M. 1999. Spatial scaling of a remotely sensed surface parameter by contexture. Remote Sensing of Environment 69:30-42.

Chen, J.M., and T.A. Black. 1991. Measuring leaf area index of plant canopies with branch architecture. Agricultural and Forest Meteorology 57:1-12.

Chen, J.M., and T.A. Black. 1992. Defining leaf area index for non flat leaves. Plant, Cell and Environment 15:421-429.

Chen, J.M., T.A. Black, and R.S. Adams. 1991. Evaluation of hemispherical photography for determining plant area index and geometry of a forest stand. Agricultural and Forest Meteorology 56:129-143.

Chen, J.M., and J. Cihlar. 1995a. Plant canopy gap-size analysis theory for improving optical measurements of leaf area index. Applied optics 34:6211-6222.

Chen, J.M., and E. Leblanc. 1997. A four scale-scale bidirectional reflectance model based on canopy architecture. IEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 35:1316-1337.

Chen, J.M., J. Liu, S.G. Leblanc, R. Lacaze, and J.-L. Roujean. 2003. Multi-angular optical remote sensing for assessing vegetation structure and carbon absorption. Remote Sensing of Environment 84:516-525.

Chen, J.M., P.M. Rich, S.T. Gower, J.M. Norman, and S.E. Plummer. 1997. Leaf area index of boreal forest: theory, techniques, and measurements. Journal of Geophysical Research 102(D24):29429-29444.

Combal, B., F. Baret, and M. Weiss. 2002. Improving canopy variable estimation from remote sensing data by exploiting ancillary information. Case study on sugar beet canopies. Agronomie 22:205-215.

Davi, H. 2004. Développement d'un modèle forestier générique simulant les flux et les stocks de carbone et d'eau dans le cadre des changements climatiques, Thèse, Paris XI-Orsay.

de Witt, C.T. 1965. Photosynthesis of leaf canopies. Agric. Res. Rept. 663:57p.

Deering, D.W., T.F. Eck, and J. Otterman. 1990. Bidirectional reflectances of selected desert surfaces and their three parameters soil characterization. Agricultural and Forest Meteorology 52:71-93.

Demarez, V. 1997. Modélisation du transfert radiatif et télédétection hyperspectrale pour le suivi temporel de la teneur en chlorophylle d'une forêt tempérée, Thèse, Université Paul Sabatier, Toulouse.

Demarez, V., J.-P. Gastellu-Etchegorry, G. Marty, E. Mougin, E. Dufrêne, and V. Le Dantec. 1997. Seasonal variation of leaf chlorophyll content of a temperate forest - Inversion of the PROSPECT model. International Journal of Remote Sensing 20:879-894.

Dickinson, R.E. 1983. Land surface processes and climate-surface albedos and energy balance. Advances on Geophysics 25:305-353.

Drouet, J.-L., and B. Moulia. 1997. Spatial re-orientation of maize leaves affected by initial plant orientation and density. Agricultural and Forest Meteorology 88:85-100.

Ducrot, D., and P. Gouaux. 2003. Occupation du sol 2002, Sud-Ouest Toulousain Centre d'Etudes Spatiales de la BIOsphère, Toulouse.

Dufrêne, E., and N. Bréda. 1995. Estimation of deciduous forest leaf area index using direct and indirect methods. Oecologica 104:156-162.

Duthoit, S., V. Demarez, and J.-L. Roujean. 2005. Presentation of a methodology based on the use of a 3D radiative transfer model to evaluate albedo and BRDF products at landscape scale. Visiting scientist report, SAF Land project, EUMETSAT.

Espana, M., F. Baret, F. Ariès, B. Andrieu, and M. Chelle. 1999. Radiative transfer sensitivity to the accuracy of canopy structure description. The case of a maize canopy. Agronomie 19:241-254.

Estève, P. 1998. Inversion du modèle de transfert radiatif DART, Université Paul Sabatier, Toulouse.

Frazer, G.W., C.D. Canham, and K.P. Lertzman. 1999. Gap Light Analyzer (GLA), Version 2.0: Imaging software to extract canopy structure and gap light transmission indices from true-color fisheye photographs, users manual and program documentation, Copyright: 1999: Simon Fraser University, Burnaby, British Columbia and the Institute of Ecosystem Studies, Milbrook, New-York.

Fukai, S., and R.S. Loomis. 1976. Leaf display and lights environments in row-planted cotton communities. Agricultural Meteorology 17:353-379.

Garrigues, S. 2004. Hétérogénéité spatiale des surfaces terrestres en télédétection : caractérisation et influence sur l'estimation des variables biophysiques, Ecole Nationale Supérieure Agronomique de Rennes, INRA, UMR Climat sol et environnement, Avignon.

Gascon, F. 2001. Modélisation physique d'images de télédétection optique, Université Paul Sabatier, Thèse, Toulouse.

Gastellu-Etchegorry, J.-P., V. Demarez, V. Pinel, and F. Zagolski. 1996. Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies. Remote Sensing of Environment 58:131-156.

Gastellu-Etchegorry J.P., Guillevic P., Zagolski F., Demarez V., Trichon V., Deering D., Leroy M., 1999. Modeling BRF and radiation regime of tropical and boreal forests, Part I : BRF. Remote Sensing of Environnement 68, 281-316.

Girardin, P., and M. Tollenaar. 1992. Leaf azimut on maize: Origin and effects of canopy patterns. European Journal of Agronomy 1:227-233.

Girardin, P., and M. Tollenaar. 1994. Effects of intraspecific interference on maize leaf azimuth. Crop Science 34:151-155.

Goel, N.S., and D.E. Strebel. 1983. Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables, I. Problems definiton and initial results using the Suits model. Remote Sensing of Environment 13:487-507.

Goel, N.S., and D.E. Strebel. 1984. Simple beta distribution representation of leaf orientation in vegetation canopies. Agron. J. 76: 800-802.

Goel, N.S., and R.L. Thompson. 1984a. Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables. III. Estimation using only canopy reflectance data as illustrated by the suits model. Remote Sensing of Environment 15:223-236.

Goel, N.S., and R.L. Thompson. 1984b. Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables. IV. Total inversion of the SAIL model. Remote Sensing of Environment 15:237-253.

Goudriaan, J. 1977. Crop micrometeorology: A simulation study. Pudoc, Wageningen.

Gower, S.T., C.J. Kucharik, and J.M. Norman. 1999. Direct and indirect estimation of leaf area index, fapar, and net primary production of terrestrial ecosystems. Remote Sensing of Environment 70:29-51.

Guyot, G. 1997. Climatologie de l'environnement: de la plante aux écosystèmes. Masson ed.

Hapke, B. 1981. Bidirectional reflectance spectroscopy 1. Theory. Journal of Geophysical Research 86:3039-3054.

Hapke, B. 1986. Bidirectional reflectance spectroscopy. 4. The extinction coefficient and the opposition effect. Icarus 67:264-280.

Huete, A.R. 1988. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). Remote Sensing of Environment 25:295-309.

Jacquemoud, S. 1992. Utilisation de la haute résolution spectrale pour l'étude des couverts végétaux: développement d'un modèle de réflectance spectrale, Université Paul Sabatier.

Jacquemoud, S., C. Bacour, H. Poilvé, and J.-P. Frangi. 2000. Comparison of four radiative transfer models to simulate plant canopies reflectance: direct and inverse mode. Remote Sensing of Environment 74:471-481.

Jacquemoud, S., F. Baret, B. Andrieu, F.M. Danson, and K. Jaggard. 1995. Extraction of vegetation biophysical parameters by inversion of the PROSPECT+SAIL models on sugar beet canopy reflectance data - Application to TM and AVIRIS sensors. Remote Sensing of Environment 52:163-172.

Jonckheere, I., S. Fleck, K. Nackaerts, B. Muys, P. Coppin, M. Weiss, and F. Baret. 2004. Review of methods for in situ leaf area index determination. Part I. Theories, sensors and hemispherical photography. Agricultural and Forest Meteorology 121:19-35.

Jupp, D.L.B. 1998. A compendium of kernel and others (semi-) empirical BRDF models. CSIRO:1-18.

Jupp, D.L.B., J. Walker, and L.K. Penridge. 1986. Interpretation of vegetation structure in Landsat MSS imagery: a cas study in disterbed semi-arid eucalypt woodland. Part 2: Model-based analysis. Journal of Environmental Management 23:35-57.

Kaufman, Y.J., and D. Tanré. 1992. Atmospheric resistant Vegetation Index. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 30:261-270.

Kimes, D.S. 1983. Dynamics of directional reflectance factor distributions for vegetation canopies. Applied optics 22:1364-1372.

Kimes, D.S., and J.A. Kirchner. 1982. Radiative transfer model for heterogeneous 3-D scenes. Applied optics 21:4119-4129.

Kimes, D.S., R.F. Nelson, M.T. Manry, and A.K. Fung. 1998. Attributes of neural networks for extracting continuous vegetation variables from optical and radar measurements. International Journal of Remote Sensing 19(14):2639-3663.

Kimes, D.S., W.W. Newcomb, R.F. Nelson, and J.B. Schutt. 1986. Directional reflectance distribution of a hardwood and pine forest canopy. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-24:281-293.

Kimes, D.S., J.M. Norman, and C.L. Walthall. 1985. Modeling the radiant transfers of sparse vegetation canopies. IEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 23:695-704.

Knyazikhin, Y., J.V. Martonchik, R.B. Myneni, D.J. Diner, and S.W. Running. 1998. Synergistic algoritm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from MODIS and MISR data. Geophysical Research 103(D24):32257-32276.

Kubelka, P., and F. Munk. 1931. Ein beitrag zur optik der farbanstriche. Ann. Techn. Phys. 11:593-601.

Kucharik, C.J., J.M. Norman, and S.T. Gower. 1998. Measurements of branch area and adjusting leaf area index indirect measurements. Agricultural and Forest Meteorology 91:69-88.

Kucharik, C.J., J.M. Norman, and S.T. Gower. 1999. Characterization of radiation regimes in nonrandom forest canopies: theory, measurements, and simplified modeling approach. Tree physiology 19:695-706.

Kucharik, C.J., J.M. Norman, L.M. Murdock, and S.T. Gower. 1997. Characterizing canopy non randomness with a multiband vegetation imager (MVI). Journal of Geophysical Research 102(D24):29455-29473.

Kussner, R., and M. R. 2000. Comparison of direct and indirect leaf area index estimation of leaf area index in mature Norway Spruce stands of eastern Germany. Canadian Journal of Forest Research 30:440-447.

Kuusk, A. 1994. A multispectral canopy reflectance model. Remote Sensing of Environment 50:75-82.

Kuusk, A. 1995. A Markov chain model of canopy reflectance. Agricultural and Forest Meteorology 76:221-236.

Lang, A.R.G., and Xiang, Y. 1986. Estimation of leaf area index from transmition of direct sunlight in discontinuous canopies. Agricultural and Forest Meteorology 37:229-243.

Leblanc, E., and J.M. Chen. 2001. A practical scheme for correcting multiple scattering effects on optical LAImeasurements. Agricultural and Forest Meteorology 110:125-139.

Leblanc, S.G., J.M. Chen, and M. Kwong. 2002. Tracing Radiation and Architecture of Canopies. TRAC MANUAL, Version 2.1. Natural Resources Canada 2.1:1-25.

Leblanc, S.G., Chen, J.M., Fernandes, R., Deering, D.W. and Conley, A., 2005. Methodology comparison for canopy structure parameters extraction from digital hemispherical photography in boreal forests. Agricultural and Forest Meteorology, 129 : 187-207.

Lemeur, R. 1973. A method for simulating the direct solar radiation regime in Sunflower, Jerusalemn artichoke, Corn and Soybeans canopies using actual stand structure data. Agricultural Meteorology 12:229-247.

Lemeur, R., and B.L. Blad. 1974. A critical review of light models for estimating the shortwave radiation regime of plant canopies. Agricultural and Forest Meteorology 14:255-286x.

Leong, W., R. Lemeur, and P.K. Yoon. 1982. Characterization of leaf area index and light penetration of *Hevea brasiliensis* Muell. Arg. by hemispherical photography. Rubber Res Inst Malaysia 30:80-90.

Levy, P.E., and P.G. Jarvis. 1999. Direct and indirect measurements of LAI in millet and fallow vegetation in HAPEX-Sahel. Agricultural and Forest Meteorology 97:199-212.

Li, X., and A. Strahler. 1985. Geometric-optical modeling of a conifer forest canopy. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-23:705-721.

Li, X., and A. Strahler. 1988. Modeling the gap probability of a discontinuous vegetation canopy. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 26:161-170.

Li, X., and A. Strahler. 1992. Geometrical-optical bidirectional modeling of mutual shadowing effects on crowns in a forest canopy. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 30:276-292.

Li, X., A. Strahler, and C.E. Woodcock. 1995. A hybrid geometric optical -radiative transfer approach for modeling albedo and directional reflectance of discontinuous canopies. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 33:466-480.

Liang, S. 2000. Narowband to broadband conversions of land surface albedo. I Algorithms. Remote Sensing of Environment 76:213-238.

Major, D.J., G.B. Schaalje, C. Wiegand, and B.L. Blad. 1992. Accuracy and sensitivity analyses of SAIL model-predicted reflectance of maize. Remote Sensing of Environment 41:61-70.

Martin E. 2006. DART : Modèle 3D multispectral et inversion d'images optique de satellite - Application aux couverts forestiers, Thèse, Université Paul Sabatier, Toulouse.

McPherson, E.G., and P.J. Peper. 1998. Comparison of five methods for estimating leaf area index of open-grown deciduous trees. J. Arboric. 24:98-111.

Minnaert, M. 1941. The reciprocity principle in lunar photometry. Astrophys. J. 93:403-410.

Monsi, M., and T. Saeki. 1953. Über den Lichtfaktor in den Pflanzengesellschaften und seine Bedeutung für die Stoffproduktion. Japanese Journal of Botany 14:22-52.

Morisette, J., B. F., J.L. Privette, R.B. Myneni, J. Nickeson, S. Garrigues, N. Shabanov, M. Weiss, R. Fernandes, S.G. Leblanc, M. Kalacska, G.A. Sanchez-Azofeifa, M. Chubey, B. Rivard, P. Stenberg, M. Rautiainen, P. Voipio, T. Manninen, D. Pilant, T. Lewis, J. Iiames, R. Colombo, M. Meroni, L. Busetto, W.B. Cohen, D.P. Turner, D. Warner, G.W. Petersen, G. Seufert, and R. Cook. 2006. Validation of global moderate resolution LAI Products: a framework proposed within the CEOS Land Product Validation subgroup. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing: in press.

Myneni, R.B. 1991. Modeling radiative transfer and photosynthesis in three-dimensional vegetation canopies. Agricultural and Forest Meteorology 55:323-344.

Myneni, R.B., G. Asrar, E.T. Kanemasu, D.J. Lawlor, and I. Impens. 1986. Canopy architecture, irradiance distribution on leaf surfaces and consequent photosynthetic efficiencies in heterogeneous plant canopies. Part 1. Theoretical considerations. Agricultural and Forest Meteorology 37:189-204.

Myneni, R.B., and D.L. Williams. 1994. On the relationship between FAPAR and NDVI. Remote Sensing of Environment 49:200-211.

Neumann, H.H., G.D. Den Hartog, and R.H. Shaw. 1989. Leaf-area measurements based on hemisherical photographs and leaf-litter collection in a deciduous forest during autumn leaf-fall. Agricultural and Forest Meteorology 45:325-345.

Nilson, T. 1971. Inversion of the frequency of gaps in plant stands. Agricultural and Forest Meteorology 8:25-38.

Norman, J.M., and G.S. Campbell. 1989. Canopy Structure, p. 301-326, *In* R. W. Pearcy, Ehleringer, J., Mooney, H.A., Rundel, P.W., ed. Plant Physiological Ecology: Field Methods and instrumentation. Chapman and Hall, London.

Norman, J.M., J.M. Welles, and E.A. Walter. 1985. Contrasts amond bidirectional reflectance of leaves, canopies, and soils. IEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-23:659-667.

Nouvellon, Y., A. Bégué, M.S. Moran, D. Lo Seen, S. Rambal, D. Luquet, A. Chehbouni, and Y. Inoue. 2000. PAR extinction in shortgrass ecosystems: effects of clumping, sky conditions and soil albedo. Agricultural and Forest Meteorology 105:21-41.

Otterman, J., and G.H. Weiss. 1984. Reflection from a field of randomly located vertical protusions. Applied optics 23:1931-1936.

Pinty, B. 1990. A physical model of the bidirectional reflectance of vegetation canopies. 2. Inversion and validation. Journal of Geophysical Research 95:11767-11775.

Pinty, B., M.M. Verstraete, and R.E. Dickinson. 1989. physical model for predicting bidirectional reflectances over bare soil. Remote Sensing of Environment 27:273-288.

Pinty B., Gobron N., Widlowski J.L., Gerstl S.A.W., Vertraete M.M., Antunes M., Bacour C., Gascon F., Gastellu-Etchegorry J.P. et al., 2001. Radiation transfer model intercomparaison (RAMI) exercice, Journal of Geophysical Research 106, D11, 11937-11956.

Pinty B., J.L. Widlowski, M. Taberner, N. Gobron, M. M. Verstraete, M. Disney, F. Gascon, J.P. Gastellu, L. Jiang et al., 2004. Radiation transfer model intercomparaison (RAMI) exercice – 2nd phase, Journal of Geophysical Research 109, D16, D06210.

Pinty, B., M.M. Verstraete, and N. Gobron. 1998. The effect of soil anisotropy on the radiance field emerging from vegetation canopies. Geophysical Research Letters 25:797-800.

Planchais, I., and J.Y. Pontailler. 1999. Validity of of leaf areas and angles estimated in abeech forest fro analysis of gap frequencies, using hemispherical photographs and plant canopy analyzer. Annales of Forest Sciences 56:1-10.

Prévot, L. 1985. Modélisation des échanges radiatifs au sein des couverts végétaux, application à la télédétection, validation sur un couvert de maïs, Université Paris VI.

Privette, J.L., R.B. Myneni, C.J. Tucker, and W.J. Emery. 1994. Invertibility of a 1D discrete ordinates canopy reflectance model. Remote Sensing of Environment 105:48-89.

Qi, J., A. Chehbouni, A.R. Huete, Y.H. Kerr, and S. Sorooshian. 1994. A modified soil adjusted vegetation index. Remote Sensing of Environment 48:119-126.

Rochdi, N. 2003. Un modèle générique d'agrégation des feuilles dans un couvert végétal: application à la simulation du transfert radiatif, Institut National Agronomique de Paris Grignon, Paris.

Rochdi, N., and F. Baret. 2004. Towards accounting for leaf clumping within radiative transfer modeling. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing:4655-4658.

Ross, J. 1981. The radiation regime and architecture of plant stands The Hague.

Roujean, J.-L., and F.-M. Breon. 1995. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. Remote Sensing of Environment 51:375-384.

Roujean, J.-L., M. Leroy, and P.Y. Deschamps. 1992. A bidirectional reflectance model of the earth's surface for the correction of remote sensig data. Journal of Geophysical Research 97:20455-20468.

Rouse, J.W., R.H. Haase, D.W. Deering, J.A. Schell, and J.C. Harlan. 1974. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. NASA/GSFC Type III Final Report, Greenbelt, MD., 371p.

Schulze, E.D. 1982. Plant life forms and their carbon, water, and nutrient relations, p. 615-676 Encyclopedia of Plant Physiology, New Series, Vol. 12B, Springer-Verlag, Berlin.

Sinoquet, H., and R. Bonhomme. 1989. Modélisation de l'interception des rayonnements solaires dans une culture en rangs. II. Structure géométrique du couvert et validation du modèle. Agronomie 9:619-628.

Sinoquet, H., B. Moulia, and R. Bonhomme. 1991. Estimating the three-dimensional geometry of a maize crop as an input of radiation models: comparison between three-dimensional digitizing and plant profiles. Agricultural and Forest Meteorology 55:233-249.

Smith, N.J. 1991. Predicting radiation attenuation in stands of Douglas-fir. Forest Science 37:1213-1223.

Steven, M.D., C.S.T. Daughtry, and F. Baret. 1993. Modelling leaf angle distribution with non-vertical symmetry, p. 351-358, *In* C. Varlet-Granchet, et al., eds. Crop structure and light microclimate: characterization and applications, INRA ed, Paris (France).

Strahler, A.H., and D.L.B. Jupp. 1990. Modeling bidirectional reflectance of forests and woodlands using boolean models and geometric optics. Remote Sensing of Environment 34:153-166.

Strebel, D.E, N.S.Goel, K.J. Ranson. 1985. Two-dimensional leaf orientation distributions. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing GE-23 (5): 640-647.

Suits, G.H. 1972. The calculation of the directional reflectance of a vegetative canopy. Remote Sensing of Environment 2:117-125.

Tian, Y., C.E. Woodcock, Y. Wang, J.L. Privette, N. Shabanov, L. Zhou, Y. Zhang, W. Buermann, J. Dong, B. Veikkanen, T. Häme, K. Andersson, M. Ozdogan, Y. Knyazikhin, and R.B. Myneni. 2002. Multiscale anlaysis and validation of the MODIS LAI product II. Sampling strategy. Remote Sensing of Environment 83:431-441.

van Gardingen, P.R., G.E. Jackson, S. Hernandez-Daumas, G. Russel, and L. Sharp. 1999. Leaf area index estimates obtained for clumped canopies using hemispherical photography. Agricultural and Forest Meteorology 94:243-257.

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

Verstraete, M.M., B. Pinty, and R.E. Dickinson. 1990. A physical model of the bidirectional reflectance of vegetation canopies. Journal of Geophysical Research 95(D8):11755-11765.

Verstraete, M.M., B. Pinty, and R.B. Myneni. 1996. Potential and limitations of information extraction on the terrestrial biosphere from satellite remote sensing. Remote Sensing of Environment 58:201-214.

Walter, J.M. 1989-2005. CIMES. A package of programs for the assessment of canopy geometry through hemispherical photographs. Manual. Université Louis Pasteur, Institut de Botanique, Strasbourg. Institut de recherches pour le développement Cayenne.

Walthall, C.L., J.M. Norman, J.M. Welles, G.S. Campbell, and B.L. Blad. 1985. Simple equation to approximate the bidirectional reflectance from vegetative canopies and bare soil surfaces. Applied optics 24:383-387.

Wang, Y.P., and P.G. Jarvis. 1988. Mean leaf angles for the ellipsoidal inclination angle distribution. Agricultural and Forest Meteorology 43:319-321.

Warren-Wilson, J. 1963. Estimation of foliage denseness and foliage angle by inclined point quadrats. Austrian Journal of Botany 11:95-105.

Watson, D.J. 1947. Comparative physiological studies on the growth of filed crops. I Variations in net assimilation rate and leaf area between species and varieties, and within and between years. Annales of Botany 11,41:41-76.

Weiss, A., and F. Baret. 1999. Evaluation of canopy biophysical variable retrieval performances from the accumulation of large swath satellite data. Remote Sensing of Environment 70:293-306.

Weiss, M., F. Baret, M. Leroy, O. Hautecoeur, C. Bacour, L. Prévot, and N. Bruguier. 2002. Validation of neural net techniques to estimate canopy biophysical variables from remote sensing data. Agronomie 22:547-553.

Weiss, M., F. Baret, M. Leroy, O. Hautecoeur, L. Prévot, and N. Bruguier. 2000. Validation of neural network techniques for the estimation of canopy biophysical variables from VEGETATION data, VEGETATION prepatory programmer, Final report.

Weiss, M., F. Baret, R.B. Myneni, A. Pragnère, and Y. Knyazikihn. 2000b. Investigation of a model inversion technique to estimate canopy biophysical variables from spectral and directional reflectance data. Agronomie 20:3-22.

Weiss, M., F. Baret, G.J. Smith, I. Jonckheere, and P. Coppin. 2004. Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination. Part II. Estimation of LAI, errors and sampling. Agricultural and Forest Meteorology 121:37-53.

Welles, J.M. 1990. Some indirect method of estimating canopy structure. Remote Sensing Revue 5:31-43.

Welles, J.M., and J.M. Norman. 1991. Instrument for indirect measurement of canopy architecture. Agronomy Journal 83:818-825.

Zhang, Y., J.M. Chen, and J.R. Miller. 2005. Determining digital hemispherical photograph exposure for leaf area index estimation. Agricultural and Forest Meteorology 133:166-181.

SITE INTERNET : http://www.avignon.inra.fr/can_eye

ANNEXES

ANNEXE 1

Précisions sur les différentes étapes de traitement de CAN_EYE

Les quatre étapes principales sont résumées sur la Figure A1-1 :

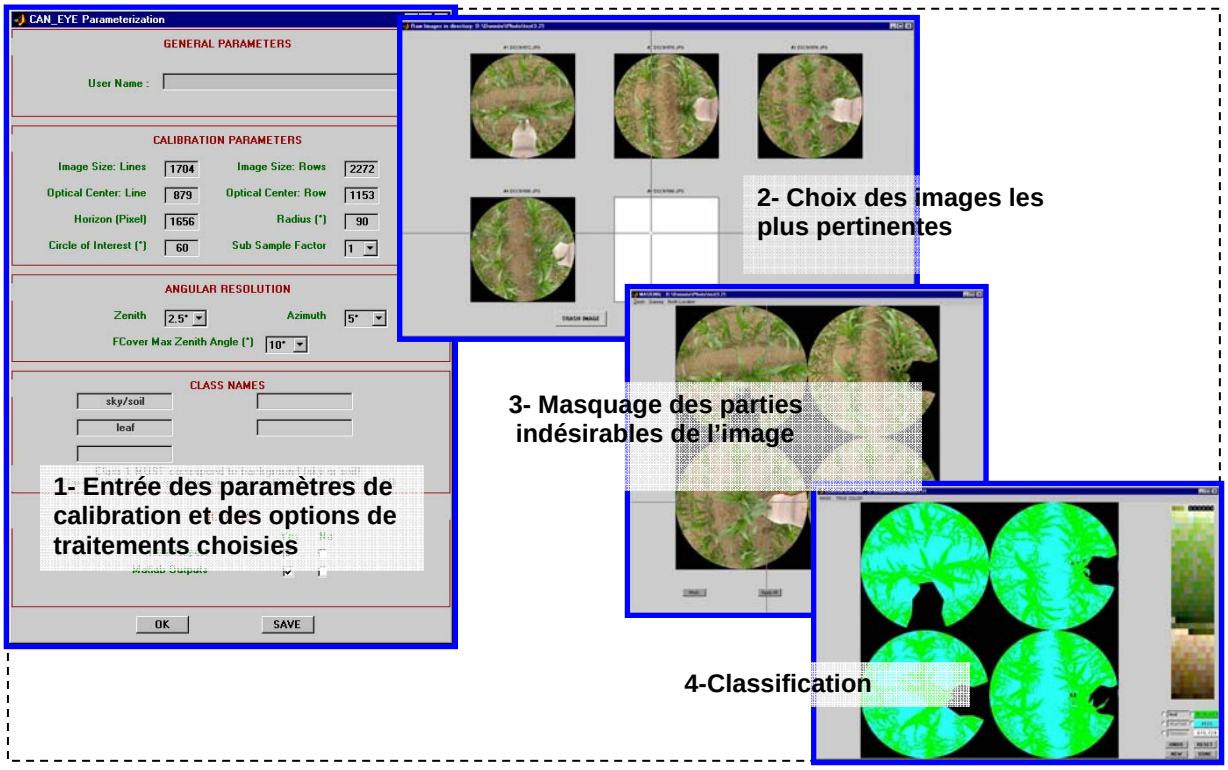


Figure A1-1: Etapes de traitement des photographies avec CAN_EYE

Etape 1 : Définitions des différents paramètres et options de traitement

Lorsque le logiciel est lancé, la première étape consiste à spécifier le répertoire de travail dans lequel se trouvent les photographies à traiter puis une fenêtre composée de plusieurs cadres s'affiche :

- " General parameters ": champ dans lequel on peut indiquer le nom de l'utilisateur.
- " Calibration parameters" :
  - ✓ " Circle of Interest": valeur de l'angle zénithal maximum souhaité pour le calcul de la fraction de trou. Il permet de définir une zone "utile" et exploitable pour la classification. Souvent, au-delà de 60°, la résolution est trop faible pour permettre une bonne classification (trop de pixels mixtes).

- ✓ " Optical center ": coordonnées du centre optique. Celui-ci est obtenu après étalonnage. La méthode d'étalonnage de l'appareil photographique+fish_eye proposée par Baret est disponible sur le site internet : http://www.avignon.inra.fr/can_eye/.
- ✓ "Horizon": il correspond au diamètre de l'image en pixels. Cette valeur est initialisée par défaut avec le nombre de lignes de l'image, mais si la zone photographiée n'est pas tangente au bord de l'image, il faut recalculer l'horizon.
- ✓ " Radius ": angle sous lequel est vu un pixel situé sur le bord de l'image. L'horizon et le radius varient avec la focale. Le radius est donné par la relation suivante : radius = (0.8627/focale)*(horizon/2).

- "Angular resolution " : ce cadre permet de définir la taille des secteurs angulaires en zénith et en azimut pour lesquels seront calculées les fractions de trou.
- " Class names " : il est possible de choisir jusqu'à cinq classes de pixels ; par défaut on trouve la classe feuilles et la classe ciel ou sol.
- " Results " : choix des fichiers résultats souhaités.
- " Save " : permet de sauvegarder le résultat du calcul de la discrétisation par secteurs angulaires, de la zone photographiée, en fonction des paramètres d'entrée saisis. Cette opération est longue, d'où l'intérêt de la sauvegarder. Cela permet d'éviter de refaire ce calcul pour d'autres photos qui auraient les mêmes caractéristiques (focale, centre optique et résolution angulaire).

Etape 2 : Choix des images.

Le logiciel permet de supprimer des images jugées inexploitables par l'utilisateur (floues ou objectif non horizontal par exemple).

Etape 3 : Masquage

Les outils interactifs permettent à l'utilisateur de masquer certaines parties de l'image qu'il juge indésirables ou source d'erreurs lors de la classification (pieds de l'utilisateur dans le cas d'images prises par-dessus du couvert, tâches de soleil dans le cas d'images prises par-dessous du couvert, etc..).

Etape 4 : Classification

Une réduction de couleurs est effectuée pour réduire le nombre de couleurs à classer. Il est possible de lancer une classification automatique avec deux classes : feuilles et ciel/sol. Cette classification automatique doit ensuite être affinée par une prise d'échantillons manuelle. La possibilité d'alterner l'affichage de la classification et de l'image en couleur permet de vérifier visuellement la pertinence de la classification. De plus, si les conditions d'illumination le permettent, il est possible de séparer les éléments verts des autres éléments (fleurs, troncs etc..). Enfin, si l'utilisateur choisit au moins deux classes pour la classification, l'utilisation de pixels mixtes est possible: un pixel non classé est attribué à l'une ou l'autre classe, en fonction de sa localisation dans l'espace des couleurs.

ANNEXE 2

Exemple d'un rapport HTML (*.html) en sortie du logiciel CAN_EYE



CAN-EYE Processing Report for directory:

D:\Donnée\Photo\test3.21

GENERAL PARAMETERS

CAN-EYE Version	**V3.2**
User	**dupont**
Processing Date	**19-Jul-2004**
Processing Duration	**65mn**

CALIBRATION PARAMETERS

Image Size	**(1704,2272)**	**Sub-Sampling Factor**	**1**
Zenith Angular Resolution	**2.5°**	**Azimuth Angular Résolution**	**5°**
Optical Center	**(879,1153)**	**Circle of Interest (CoI)**	**60°**
Horizon	**1704**	**Radius**	**90°**
Maximum zenith angle for fCover computation			**[0,10] (°)**

SELECTED IMAGES

File	Effective LAI (57.5°)
DSCN1672.JPG	0.79
DSCN1678.JPG	0.78

NUMBER OF CLASSES : 2

Class Name	%
sky/soil	57
leaf	42
Unclass	0.53

AVERAGE BIOPHYSICAL VARIABLES

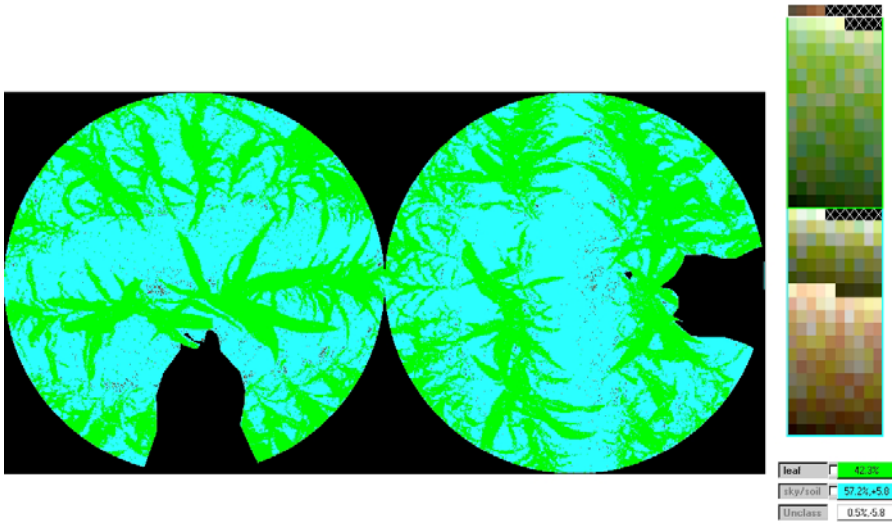
fCover= 0.236(std=0.849)

	LAI	ALA (°)	Clumping Factor		
			0°	30°	57.5°
Effective	0.8	64	1	1	1
Effective (57.5 °)	0.74	-	-	-	1
True	1.2	30	0.38	0.5	0.69

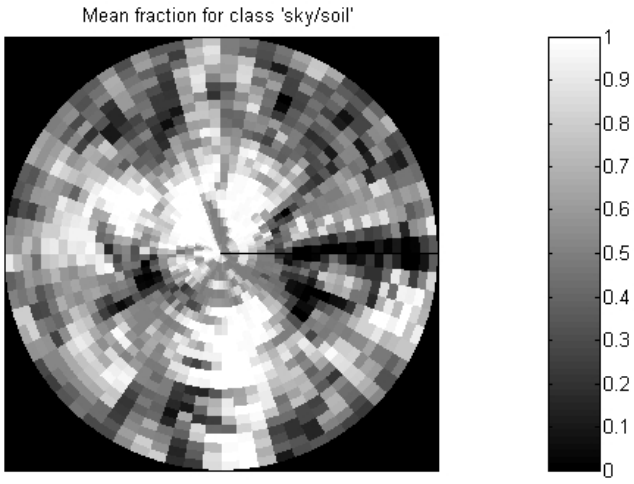
PROCESSED IMAGES + MASK



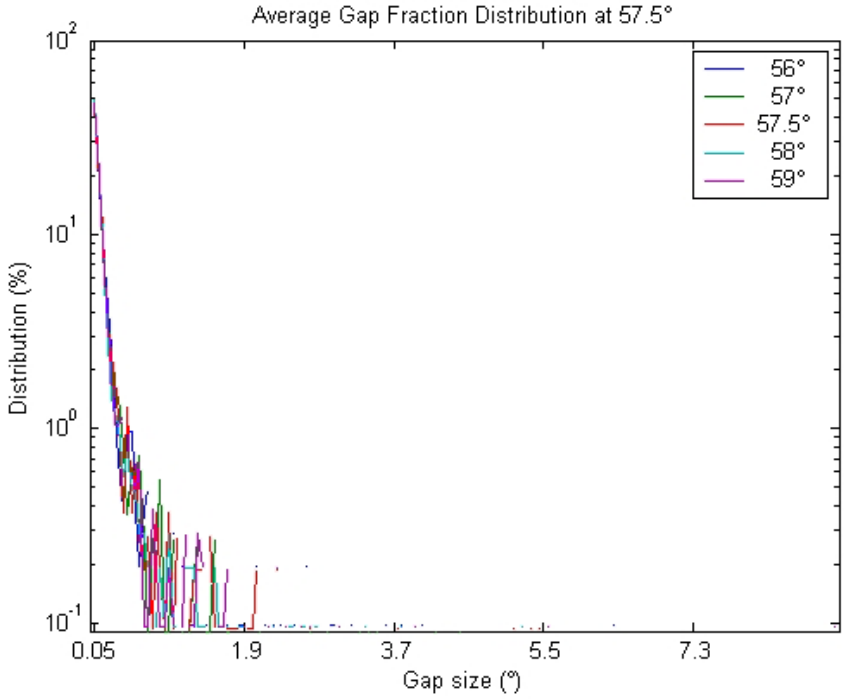
CLASSIFICATION RESULTS



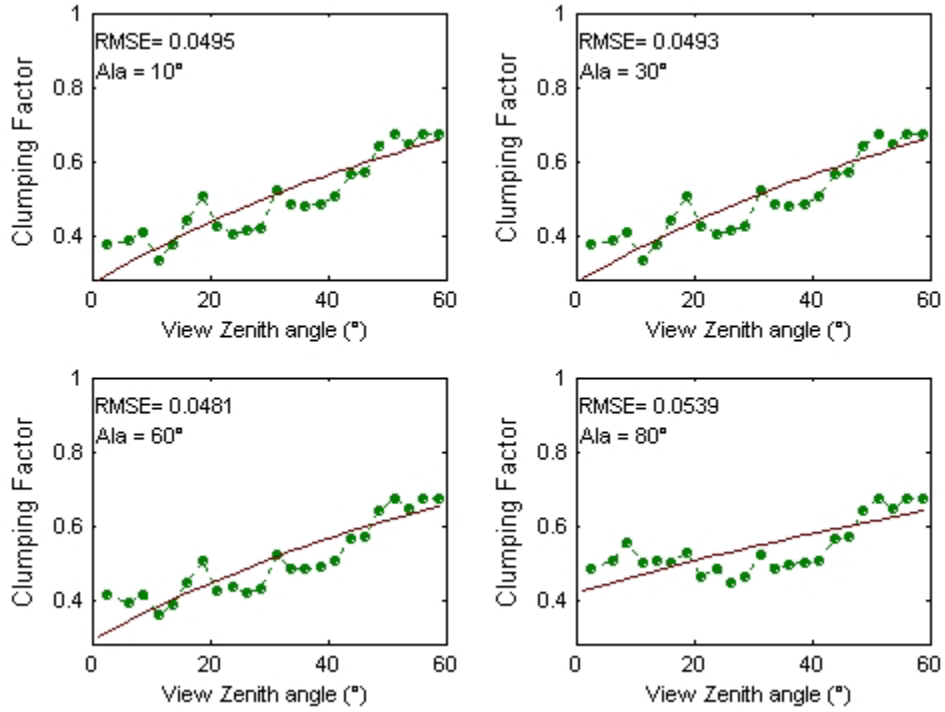
AVERAGE GAP FRACTION



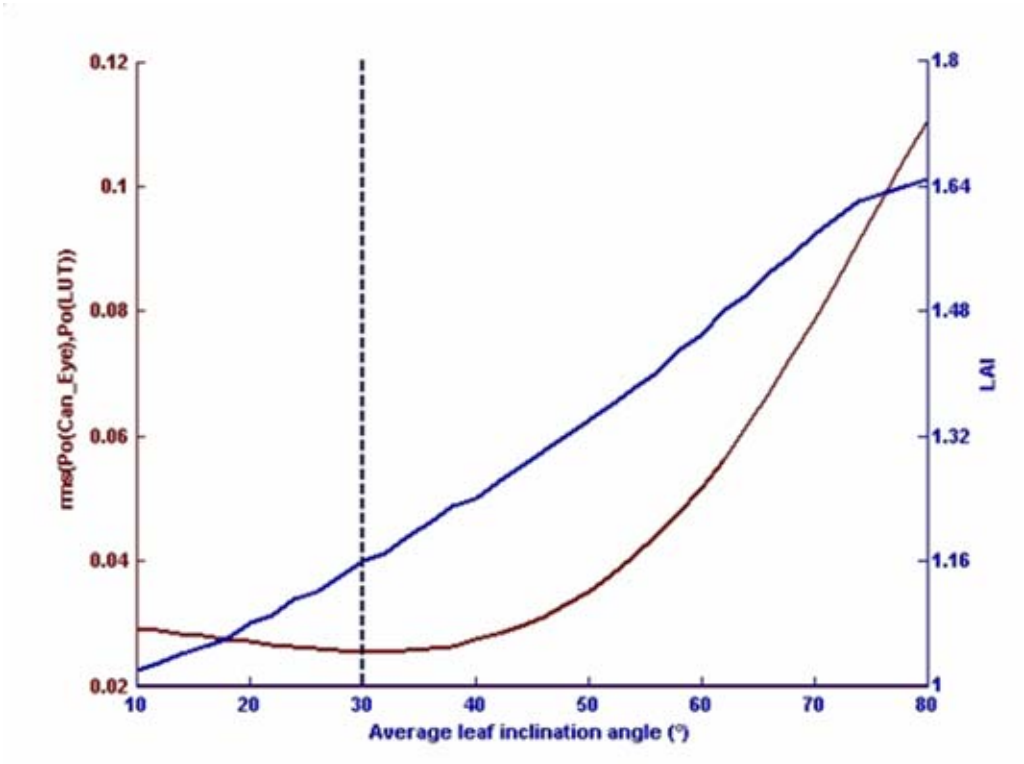
GAP DISTRIBUTION FOR THE RING 55 - 60°



CLUMPING FACTOR



MEASURED GAP FRACTION VS LUT GAP FRACTION & AVERAGE LAI, ALA, fCover



ANNEXE 3

Résultats des estimations des ALA (Average Leaf Angle) effectif, ALA vrai et des coefficients d'agrégation pour les angles zénithaux de visée de 0°, 30° et 57.5°, pour toutes espèces et toutes les dates.

	Date	ALA^{eff}	ALA^{vrai}	$\lambda_{0°}$	$\lambda_{30°}$	$\lambda_{57.5°}$
Blé 2005	21 janvier	42	34	0.97	0.98	0.98
	9 février	28	50	0.84	0.86	0.91
	4 mars	18	26	0.97	0.98	0.97
	1er avril	36	32	0.95	0.97	0.96
	14 avril	68	62	0.66	0.75	0.83
	4 mai	46	44	0.87	0.93	0.91
	11 mai	74	72	0.67	0.80	0.87
Maïs 2004	24 juin	68	54	0.46	0.47	0.65
	6 juillet	58	10	0.29	0.45	0.62
	22 juillet	64	30	0.35	0.62	0.68
	3 août	64	10	0.3	0.55	0.72
2005	7 juin	62	10	0.4	0.53	0.79
	21 juin	62	22	0.35	0.49	0.63
	5 juillet	62	32	0.37	0.62	0.76
Tournesol 2004	27 mai	18	10	0.3	0.26	0.71
	16 juin	44	10	0.39	0.54	0.81
	8 juillet	22	28	0.24	0.36	0.52
	22 juillet	62	54	0.32	0.38	0.51
2005	25 mai	48	10	0.31	0.37	0.36
	7 juin	56	10	0.28	0.49	0.62
	22 juin	48	12	0.36	0.52	0.68

Tableau A3-1: Estimations des ALA et coefficient d'agrégation issues de CAN_EYE pour chaque date et chaque parcelle.

ANNEXE 4

Estimation of leaf area index (LAI) of wheat, maize and sunflower crops using digital hemispherical photographs.

Valérie Demarez [1*], demarez@cesbio.cnes.fr
Sylvie Duthoit [1], duthoit@cesbio.cnes.fr
Marie Weiss [2], weiss@avignon.inra.fr
Frédéric Baret [2], baret@avignon.inra.fr
Gérard Dedieu [1], dedieu@cesbio.cnes.fr

[1] CESBIO, 18 avenue Edouard Belin, 31401 Toulouse, France.
*Corresponding author. Tel. : +33-5-61-55-85-36 ; fax +33-5-61-55-85-00,
E-mail adress: valerie.demarez@cesbio.cnes.fr
[2] INRA CSE, Domaine Saint-Paul, Site Agroparc, 84914 Avignon Cedex 9, France.

Abstract

Among the numerous indirect approaches to retrieve leaf area index (LAI), hemispherical photography is now widely used by the scientific community. The recently developed CAN_EYE software computes not only the effective LAI, but also some estimates of the true LAI by adjusting a clumping index based on the Lang and Xiang averaging method. CAN_EYE allows to process photographs taken either from above or from below the canopy. These indirect LAI estimates were compared with destructive LAI measurements carried out over wheat, maize and sunflower canopies all along the growing season.

Results revealed that the spatial sampling scheme was critical to obtain representative gap fraction measurements and the corresponding LAI estimates: 10 to 14 images spatially distributed to account for the row effect appeared sufficient in our conditions to characterize an area of about 100-1000 m². The distance between the camera and the canopy must be adapted according to the species (leaf size) and canopy development (canopy height) to compromise between a good spatial sampling and a sufficient image resolution. When feasible, images must be acquired looking downward under overcast illumination conditions to ease the classification process. Results indicated that for wheat and sunflower, the effective

LAI computed from the directional variation of the gap fraction provided the best LAI estimations. For maize, best results were obtained using the Lang and Xiang averaging method.

Keywords: effective and true leaf area index, hemispherical photography, clumping index, CAN_EYE software.

Introduction

Leaf area is a key variable used in many bio-geo physical and chemical exchange models focusing on carbon and water fluxes (Sellers et al., 1997; Calvet et al., 1998; Wang et Leuning, 1998). Leaf Area Index (LAI), defined as one half of the developed green leaf area per unit of horizontal ground surface (Chen and Black, 1992), is therefore required by a broad scientific community (Morisette et al., 2006).

Numerous approaches of direct and indirect LAI measurements have been developed (see reviews methods in Ross, 1981; Gower et al., 1999; Kussner and Mosandl, 2000; Jonckheere et al., 2004; Weiss et al., 2004). Direct methods based on destructive measurements are tedious, time consuming, and their extrapolation over large areas remains consequently difficult. Nevertheless, they are required for the calibration and validation of indirect methods.

Indirect methods using optical sensors are non destructive and therefore more convenient and faster to apply, allowing to sample large areas. Sensors such as LAI-2000 PCA (Licor Inc., Nebraska; Welles, 1990) or TRAC (3rd Wave engineering, Ontario, Canada, Leblanc et al., 2002) estimate LAI from light transmittance measurements. Others, such as MVI (Multiband Vegetation Imager; Kucharik, 1997) or hemispherical photographs (Rich, 1990; Frazer et al., 2001a), provide canopy gap fraction from image classification. The technical advances of digital cameras with higher spatial resolution combined with more powerful computers make these techniques very attractive as compared to traditional methods based on argentic films with problems related to film processing step (Frazer et al., 2001b; Whitford et al., 1995; Mussche et al., 2001). A panoply of softwares for processing digital hemispherical images are now available such as Winscanopy (Regent Instruments, Quebec, Canada), GLA (Forest Renewal BC, Frazer et al., 1999), CIMES (Walter J.M., 1989-2005), CAN_EYE (http://www.avignon.inra.fr/can_eye) or Hemiview

(Delta-T Device). Whatever the sensor used, LAI is estimated from the gap fraction measurements (Po(θ)) generally using the Poisson model (Monsi and Saeki, 1953, Welles and Norman, 1991):

$$Po(\theta) = \exp(-LAI \cdot G(\theta, LAD)/\cos\theta) \quad (1)$$

where θ is the zenith angle of the direction considered, G(θ, LAD) is the mean projection of a leaf area unit in a plane perpendicular to direction θ, and LAD is the leaf angle distribution. This Poisson model assumes that leaves are uniformly and randomly distributed which may be valid for homogeneous canopies (Levy and Jarvis, 1999) but does not hold for canopies with aggregative structures (Nilson, 1971; Lemeur and Blad, 1974; Baldocchi and Collineau, 1994) such as row crops, orchards and coniferous forests. For such canopies, models based on negative binomial probability functions or on the theory of Markov processes have been proposed (Nilson, 1971; Lemeur and Blad, 1974; Chen and Black, 1992). To allow the use of the Poisson law, Chen (1991, 1995, 1996) proposed the concept of effective LAI (LAI_{eff}) which corresponds to the product of a clumping index (λ(θ)) with the true LAI (LAI_{true}). Effective LAI represents therefore the value that would be measured over a random canopy with the same gap fraction. Using the modified Poisson law, Po(θ) is then expressed as:

$$Po(\theta) = \exp(-\lambda(\theta) \cdot LAI_{true} \cdot G(\theta, LAD)/\cos\theta) \quad (2)$$

The objective of this study is to evaluate the accuracy of LAI and clumping index estimations from digital hemispherical photographs acquired over non random canopies (row crops). The validity of this technique was investigated from comparisons with destructive LAI measurements carried out over wheat, maize and sunflower crops during two years (2004 and 2005). The photographs were processed with the recently developed CAN_EYE software (http://www.avignon.inra.fr/can_eye).

Material and Methods

Experimental site

The work presented here was carried out in 2004 and 2005 over two summer crops (maize and sunflower) and one winter crop (wheat). The study site was located in the South-West of Toulouse, France (43°30'2"N, 1°14'18"E). The main characteristics of the studied crops are

presented on Table 1. Canopies were relatively homogeneous as crops were located on flat soil with uniform soil properties and fertilizations. This allowed getting more comparable LAI values between destructive and photographic methods.

Table 1

Destructive measurements

The destructive LAI measurements (LAI_{dest}) were achieved during the growing season and ended at the maximum of canopy development when plants were still green. As both green stems and leaves were seen on photographs, the term LAI used in this study corresponds actually to the plant area index (PAI) (Neumann et al., 1989) defined as the sum of the green leaf area and stem and ear or flower area per unit horizontal soil area. For wheat and the first dates of maize and sunflower crops, the area of leaves and young stems were measured with a planimeter (LI-COR 3100; Lincoln inc., Nebraska). For the two last dates of maize and sunflower, when stems were too large, their developed hemi-surfaces were estimated by measuring the height and diameter at half height, assuming that stems were cylinders. At the end of the growing season, stem area index represented about 12% of the total PAI for sunflower and maize, and 22% for wheat.

For maize and sunflower, fifteen plants were collected every five meters along transects to get the mean plant area. Transects were located in the centre of the field to avoid border effects. LAI_{dest} was assessed by multiplying the mean plant area by the stand density (plants/ha) measured independently.

For wheat crops, 8 plots of 0.5×0.5 m separated by five meters were harvested along transects. For each plot, a sub-sample (1/4 of the total sample) was scanned and dried out at 65°C for 24 hours and weighed. The remaining ¾ was similarly dried out and weighed. The plant area was finally obtained by multiplying the dry specific plant area (cm^2/g) measured on the sub-sample by the total biomass per unit area measured over the whole sample. This method was compared for the two first dates to the one consisting in measuring directly the area over the whole sample. Results showed very good agreement between both *methods (R^2 = 0.98).*

CAN_EYE software

The CAN_EYE software computes both the effective LAI and some estimates of the true LAI by adjusting a clumping index (Weiss et al., 2004) based on the Lang and Xiang (1986) averaging method. It processes a series of *N* photographs at the same time ($N \leq 14$, for image resolution of 2272*1704 with a PC of 3 GHz, 2Go RAM) to compute the corresponding gap fraction and derive the associated canopy architectural characteristics. This feature speeds up considerably the processing time and was specifically designed to get a sample of images that represents well the spatial variability. A series of photographs is typically processed within 2 to 20 minutes depending on the complexity of the photographs, the experience of the user, and the performances of the computer used. The gap fraction is calculated from the RGB images through a supervised classification. The original number 16777216 of colors is reduced to 327 using an automatic classification (Spath, 1985). A default classification based on predefined color segmentation is then proposed. The user is finally asked to iteratively and interactively refine the classification. Conversely to other software based on threshold methods mainly designed to process upward looking photos under forests, colors allows exploiting downward looking photographs which are mandatory for short canopies. In addition, under good illumination conditions, green elements could be separated from non green vegetation elements (dry leaves, flowers etc…). Accounting for mixed pixels could impact LAI estimates significantly as described by Leblanc et al. (2005) in the case of coniferous forests. CAN_EYE can manage mixed pixels when the user considers at least two classes: unclassified pixels are assumed to be mixed with fractions of each class depending on the location of the pixel in the color space.

The processing was restricted to zenith angles lower than 60°: for larger angles, the fraction of mixed pixels starts increasing significantly. For crops with leaves relatively large as compared to needles, the distance between the camera and the leaves is also limited, yielding to a very small fraction of mixed pixels. In these conditions, additional tests achieved with and without accounting for mixed pixels resulted in similar LAI values.

Interactive masking tools allow the user to eliminate parts of the photographs contaminated by undesirable objects (feet of the user, sun glint, …) which are often present when acquiring downward images. Finally, CAN_EYE was developed to ensure the traceability of the processing by automatically generating detailed reports. Reprocessing is also possible starting from several processing steps.

The main outputs of the software are the clumping index ($\lambda(\theta)$), the effective (ALA_{eff}) and Lang and Xiang (ALA_{LX}) average leaf angle, the effective (LAI_{eff}) and Lang Xiang (LAI_{LX}) LAI estimated from the directional gap fraction measured between 0° and 60° zenith angle, the effective ($LAI_{eff}(57.5°)$) and Lang Xiang ($LAI_{LX}(57.5°)$) LAI estimated from the gap fraction at 57.5° zenithal angle. For this particular direction, $G(\theta,\varphi)$ (equation (2)) is almost independent of leaf inclination (Warren-Wilson, 1963) simplifying the LAI retrieval process. Version 4.0 of CAN_EYE was used for this work.

Effective LAI

Hemispherical photographs are divided into angular sectors with respective zenith ($\Delta\theta$) and azimuth angular ($\Delta\varphi$) resolutions defined by the user (default values used in this study were $\Delta\theta$=2.5° and $\Delta\varphi$=5°). After the classification process, the gap fraction $<P_o^{CAN_EYE}(\theta)>$ was computed for each zenithal ring θ by averaging over the *N* photos and the 72 azimuth sectors considering only the non-masked pixels. Masked areas are taken into account by weighting $P_o(\theta)$ values of each sector using the ratio of the number of unmasked pixels over the total number of pixels.

The LAI_{eff} is computed based on the Poisson model (equation (1)). Leaf angle distribution was assumed to be uniform in azimuth and following an ellipsoidal distribution for the inclination (Campbell, 1986; Wang and Jarvis, 1988; Campbell, 1990). Leaf angle distribution is hence fully characterized only with the average leaf angle (ALA). Two variables are therefore needed to describe canopy architecture under these assumptions: the effective LAI (LAI_{eff}) and ALA (ALA_{eff}).

A look-up-table (LUT) is used to estimate LAI_{eff} and ALA_{eff} from $P_o(\theta)$ measured zenithal variation as already proposed by Weiss et al. (2004) as an alternative to the Miller's formula (Miller, 1967). The LUT is built by combining LAI_{eff} values between 0 and 10 (by 0.01 steps), and ALA_{eff} values between 10° and 80° (by 2° steps). A cost function, J, representing the distance between measured and simulated $P_o(\theta)$ values, is evaluated over the 36036 [LAI_{eff}, ALA_{eff}] couples:

$$J = \sqrt{\sum_{\theta}\left(\frac{P_o^{LUT}(\theta_i, LAI_{eff}, ALA_{eff}) - P_o^{CAN_EYE}(\theta_i)}{\sigma_{P_o^{CAN_EYE}}}\right)^2 + \left(\frac{ALA_{eff} - 60}{30}\right)^2} \quad (3)$$

where $P_o^{CAN_EYE}(\theta_i)$ is the gap fraction derived from CAN_EYE, $P_o^{LUT}(\theta_i, LAI_{eff}, ALA_{eff})$ is the gap fraction stored in the LUT. The second term of this equation is used to impose constraints on the retrieved ALA_{eff} values and regularize the sometimes ill-posed nature of this inverse problem (Combal et al., 2002). The solution corresponds to [LAI_{eff}, ALA_{eff}] that minimizes cost function J.

Effective leaf area index derived from 57.5°, $LAI_{eff}(57.5°)$, is computed after Weiss et al. (2004) as:

$$LAI_{eff}(57.5°) = -\frac{\log\left(P_o^{CAN_EYE}(57.5°)\right)}{0.93} \qquad (4)$$

where $P_o^{CAN_EYE}(57.5°)$ is computed for 56° to 59° zenith angles ring.

Accounting for clumping based on Lang and Xiang method

LAI_{LX} is calculated using the Lang and Xiang (1986) logarithm gap fraction averaging method. The principle is based on the assumption that vegetation elements are randomly distributed locally. Each zenithal ring is divided into cells. The size of the cells must compromise between two criteria: it should be large enough so that the statistics of the gap fraction are meaningful, and small enough so that the assumption of randomness of leaf distribution within the cell is valid. After some tests showing little sensitivity of LAI estimates for [$\Delta\theta$, $\Delta\varphi$]=[2.5°, 4°], [5°, 8°], [10°, 16°], the [2.5°, 4°] cell size was finally used. For each cell, P_o is computed as well as its logarithm. Masked pixels are here again, not taken into account. For cells completely obstructed by vegetation with no gaps (P_o=0) that would theoretically lead to LAI=∞, P_o is assumed to be equal to P_o^{sat} derived from equation (1) with ALA_{eff} and a prescribed LAI_{sat} value. $P_o^{cell}(\theta)$ as well as $\log\left(P_o^{cell}(\theta)\right)$, are then averaged over azimuth and photos for each zenithal ring. The averaging still takes into account the masked areas as described previously. The ratio of these two quantities provides the clumping index $\lambda_{LX}(\theta, P_o^{sat})$:

$$\lambda_{LX}\left(\theta, ALA_{eff}\right) = \frac{mean\left[\log\left(P_0^{cell}\left(\theta, P_0^{sat}\right)\right)\right]}{\log\left[mean\left(P_0^{cell}\left(\theta, P_0^{sat}\right)\right)\right]} \qquad (5)$$

Note that since P_o^{sat} depends on ALA_{eff}, the clumping index is computed for the whole range of variation of ALA_{eff}. Then the same algorithm, as described previously for LAI_{eff}, is applied

by building a LUT using the modified Poisson model (equation (2)) to provide LAI_{LX}, ALA_{LX} as well as the corresponding clumping parameter $\lambda_{LX}(\theta, ALA_{eff})$.

Hemispherical photography measurements

Hemispherical photographs were taken in jpeg format at the highest possible resolution (2272*1704 pixels) with a Nikon CoolPix 4500 equipped with the FC_E8 Fish-eye (focal length × 0.21). The camera was calibrated using the method described in http://www.avignon.inra.fr/can_eye to compute the optical centre of the "camera + Fish_eye" system.

Photos were taken along transects used for destructive measurements, alternatively over (7 photographs) and between rows (7 photographs) to minimize the rows effects on the measured gap fraction leading to a total of 14 photos per plot.

The camera was maintained approximately horizontal (±3° estimated from the location of the horizon in the image over flat terrains). Some sensitivity analysis demonstrated that the effect of non strict verticality on LAI estimates was marginal even up to ±10° uncertainty in the verticality of camera's optical axis. The camera was set to automatic exposure to prevent saturation, conversely to what is advised by Zang et al. (2005). Indeed these authors were focussing on upward looking black and white images and simple gray level threshold while CAN_EYE exploits color images possibly taken from above the canopy. Automatic exposure provided visually good quality photos allowing easy and accurate pixel classification. Additionally, CAN_EYE proposes a tool to mask areas that are either over or under exposed.

Spatial sampling: number of photographs

In 2005, 30 photographs were acquired over maize in June (LAI_{dest} = 0.95) and July (LAI_{dest} = 5.06). In June, row effect was important conversely to the July situation with almost full cover. Ten times, 3 series of 14, 12, 10 and 6 photographs randomly selected were processed to better define the sampling size. The Root Mean Square Error (RMSE) value was computed as:

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{\mathrm{N}} \sum_{i=1}^{N} \left(\mathrm{L}AI_{\mathrm{eff}}(i) - \mathrm{L}AI_{\mathrm{dest}} \right)^2} \quad (6)$$

where N is the number of photos considered and $LAI_{eff}(i)$ the value derived from photo i.

As expected, RMSE values decreased when the number of photographs increased. Using 14 photographs led to a relative precision (RMSE/<LAI_{eff}>) of 4% in June (open canopy), and 3% in July (full cover). These results corroborate those of Weiss et al. (2004) who advised to take about 12 photographs for crops. However, the sample size might vary depending on canopy heterogeneity: for example, Nackaerts et al. (2000) advised to acquire about 15 images for forest stands.

Spatial sampling: canopy to camera distance

Series of downward looking photographs were acquired over wheat, maize and sunflower crops for 0.40 m and 1.00 m distance between top of canopy and camera for several development stages. For wheat, similar $P_o(\theta)$ (not shown here) values were observed in both cases and led to similar LAI_{eff} values . These results indicated that, for such canopies, the distance between camera and canopy did not influence significantly $P_o(\theta)$ values, suggesting a good spatial representativeness in both cases. However, the number of mixed pixels observed on photographs taken with the largest distance from canopy (1.00 m) was higher (around 25%) than that of photos taken from 0.40 m (<5%) making the classification procedure more tedious (Fig. 1). Moreover, few tests achieved over photos with more than 25% mixed pixels revealed that the classification and thus LAI estimations might differ significantly between users with difference on LAI estimates reaching sometimes up to 30%.

Fig.1

For sunflower best LAI estimates were achieved with a 1.00 m distance. For maize, despite differences observed on angular variations of the measured $P_o(\theta)$(Fig 2a and 2b), the LAI_{eff} values were similar (LAI_{eff} = 0.70) due to similar modeled gap fractions. However, $P_o(\theta)$ measured from 1.00 m above canopy should provide better LAI estimation because of a better spatial sampling. Nevertheless, even with a 1.00 m distance, angular variations due to row effects were strong (Fig 2b). To minimize this effect, a continuous diagonal sampling was tested as proposed in http://www.avignon.inra.fr/can_eye. This smoothed out the periodical angular variations of gap fractions improving LAI estimates.

Fig. 2

To get reliable LAI estimation from digital hemispherical photograph, the spatial representativeness (large distance between the canopy and the camera) has to be compromised with the spatial resolution (minimize the number of mixed pixels with closer photographs). The optimal distance between camera and canopy should therefore be adjusted with plant phenology as leaf size increases along with canopy development. The row effect should be minimized with a diagonal sampling procedure when feasible. These results suggest that the optimal distance depends on leaf size: for small leaves as illustrated by wheat crops, the camera should be located at about 0.40 m from canopy top, and at a minimum of 1.00 m for canopies with larger leaves like maize and sunflower.

Upward or downward looking photos

Upward and downward looking photos were acquired simultaneously in 2005 over wheat (May, 11) and sunflower (June, 7) with canopy heights respectively equal to 0.66 m and 1.00 m. For upward configurations, the distance to the first leaves was about 0.25 m for wheat and 0.60 m for sunflower. For downward configurations the distance to canopy top was 1.00 m for both crops.

For wheat, the upward looking $P_o(\theta)$ values (Fig. 3a) were higher than those measured in the downward looking configuration (Fig. 3b). The spatial sampling of upward configurations was restricted and too much emphasis was put on the inter-row, increasing artificially the proportion of gap (sky) fraction (Fig. 3c). However, similar LAI_{eff} values were retrieved despite the variation in $P_o(\theta)$, probably due to compensations between LAI_{eff} and ALA_{eff} during the Poisson model inversion process as discussed later. However, as downward photos were more spatially representative and less sensitive to exposure effects than upward ones, they should lead to more accurate $P_o(\theta)$ measurements .

Fig. 3

For sunflower, measured $P_o(\theta)$ and LAI_{eff} estimations differ between downward and upward looking photos (Fig. 4a and Fig. 4b) with $LAI_{eff} = 1.70$ and $LAI_{eff} = 2.60$ respectively. Strong shadow effect (Fig. 4d) made the classification of downward photographs tedious leading to an underestimation of the number of leaf pixels (74% *vs* 85% in the case of upward photographs) and thus underestimation of LAI when compared to destructive measurements

(LAI_{dest}= 2.8, Table 2). Such results highlight the importance of the acquisition protocol on gap fraction measurements and LAI derivation. Indeed, downward configuration should permit a better spatial representativeness although potentially leading to poorer gap fraction estimates when illumination conditions are not optimal as experienced under sunny conditions.

Fig.4

For each crop and both for upward and downward looking photos, two classification methods were compared: classifying either only soil or vegetation pixels. For upward photos both classification led to very similar LAI estimates. For downward looking photos, the classifying only leaves led to better LAI retrievals. Classifying only soil pixels led to LAI overestimation because shadowed parts were generally classified as leaves.

Results showed that both downward looking and overcast illumination should be privileged when feasible. As for downward looking photos, the classification process may have a significant impact on LAI retrieval, it is better to preferably classify leaf pixels instead of soil pixels. Under sunny condition, for canopies higher than 1.00 m, camera is better located at ground level, looking upward. However, in such configuration, the user should take care of exposure that may lead to LAI underestimation (Zhang et al., 2005) and distance to the first leaves that may lead to LAI overestimation.

Data used for the comparison with destructive measurements

The comparison between destructive LAI values and those based on hemispherical photos processed with CAN_EYE was achieved with downward looking photos taken on canopies lower than 1.00 m whatever the illumination conditions. For canopies higher than 1.00 m, downward photographs were preferred when feasible and when not (sunny conditions or too high canopy), upward photographs were used with sensor located at ground level. Table 2 presents the data used along with photo acquisition conditions.

Table 2

Results and discussion

LAI derived from the directional variation of $P_o(\theta)$

LAI_{eff} and LAI_{dest} for all crops over the two years (Fig. 5) were strongly correlated with a coefficient of correlation ρ equals to 0.95. However there was a skew that leaded to systematic LAI underestimation over maize and in a lesser extent over sunflower canopies (all crops RMSE = 0.63, Table 3). The best RMSE was obtained for wheat (RMSE = 0.15, Table 3), the lowest for maize (RMSE = 1.02, Table 3) with intermediate performances for sunflower (RMSE=0.38) (Table 3). These results suggest that the Poisson model is well suited for homogeneous canopies such as wheat but may lead to LAI underestimation over maize and in a lesser extent over sunflower.

Table 3

Fig 5

$P_o(\theta)$ angular variation was thus further investigated and analysed. From April (14) to May, $P_o(\theta)$ of wheat decreased monotonically with θ in agreement with the Poisson law (Fig. 6). The same applies for maize at the latest development stages (June 22 and July 5) (Fig. 6), suggesting that the use of a modified Poisson law will probably correct the effective LAI underestimation for these development stages. Conversely, for the first stages of maize (June, 7), wheat (February 9, March 4 and April 1) and sunflower during the whole growing season (Fig. 6), $P_o(\theta)$ did not decrease significantly or monotonically with θ. This can be explained by row effects and leaf clumping at the plant scale. However, the contribution of row effects decreased with time and become negligible at the end of canopy development.

Fig 6

Accounting for leaf clumping

Results (Fig. 7) revealed that the use of the modified Poisson law based on the Lang and Xiang averaging method improved LAI estimations for maize (RMSE = 0.39) but led to an overestimation for highest LAI values of wheat (RMSE = 0.33) for which the simple Poisson

model was more appropriate. For sunflower, the use of the modified Poisson law did not improve LAI estimations (RMSE = 0.83).

Fig. 7

The validity of the inversion procedure was investigated with the corresponding RMSE values as provided by CAN_EYE (Fig. 8) corresponding to the cost function minimized when adjusting concurrently ALA_{LX} and $\lambda_{LX}(\theta)$. The cost function computed for wheat on may, 11 is plotted on Fig. 8. The minimum of the cost function was well identified at high ALA_{LX} values in agreement with field observations. For sunflower sampled on May 25 (Fig 8), the minimum RMSE value corresponded to the smallest ALA_{LX} value (10°) suggesting a planophil leaf distribution. For these two crops, the adjustment process led to good LAI_{eff} estimations and poor LAI_{LX} values compared to LAI_{dest} values (Table 2). For maize sampled on June, 7 (Fig 8), the minimum RMSE value corresponded to the smallest ALA_{LX} value (10°) in the LUT that was in disagreement with field observations. Such results revealed a lack of robustness in the inversion process in particular cases with LAI_{LX} underestimation (Table 2).

Fig. 8

Clumping index and ALA

Both ALA_{LX} and ALA_{eff} of wheat increased progressively with time from 40° to 80° (Fig. 9), suggesting a valid inversion process because of the increasing contribution of stems as measured in the field and observed by Weiss et al. (2001). λ_{LX} decreases along with canopy development, probably in relation to the LAI increase leading to more clumping at the plant scale.

For sunflower, the ALA_{LX} is close to 10° which sounds reasonable for a relatively planophil canopy, with however small λ_{LX} values indicating a relatively clumped canopy, particularly for the early stages. However, best LAI estimates were provided by the simple Poisson model with ALA_{eff} around 50°.

For maize, ALA_{eff} remains quite constant during the season around 62° corresponding to a spherical distribution as measured by Espana et al. (1999) whereas the best LAI prediction

was given by the LAI_{LX} with much lower ALA_{LX} values. Analysis of variations of the ALA_{LX} and λ_{LX} (Fig 9 and Fig.10) may reveal some degree of compensation between these variables and LAI_{LX}.

For canopies clumped canopies such as maize and sunflower, the adjustment of the effective ALA leads to larger values as compared to those observed when accounting for clumping in LAI (and ALA) estimation (Fig. 9, case of maize and sunflower).

Fig 9

Fig. 10

LAI estimation from P_o(57.5°)

Effective LAI values derived either from P_o(57.5°) or the directional variation of Po show relatively similar performances (Table 6). However, LAI derived from P_o(57.5°) based on Lang and Xiang method performed the best (RMSE = 0.46) across all crops and dates (Fig. 11 and Table 3). Nevertheless, differences are observed among canopies. For wheat and sunflower best performances were obtained with LAI_{eff}(57.5°). Conversely accounting for clumping with Lang and Xiang method improved largely LAI estimation performances for maize (RMSE = 0.29). Although using only P_o(57.5°) simplifies drastically the estimation of the clumping index, using the directional variation of the gap fraction provides sometimes better LAI retrieval. This is probably due to internal compensations between ALA_{LX}, λ_{LX} and LAI_{LX}.

Fig. 11

Conclusion

Hemispherical photographs provide very pertinent information on canopy structure. Measurements are easy to perform, and the processing of series of photos is now possible and efficient with softwares such as CAN_EYE. However several aspects have to be considered with great care to get the best possible measurements of the gap fraction and the associated estimates of LAI. First, gap fraction measurements need to be representative of the canopy. This can be generally achieved over crops by taking between 10 to 14 photos with a camera to canopy distance higher than to 0.40 m for crops with small leaves (young wheat) and higher

than 1.00 m for larger leaves (mature crops). Moreover, a clear advantage in acquiring the images from above canopies and under diffuse illumination was found. This is obvious for short canopies, but also for the more developed ones when feasible. Exploitation of downward looking photographs taken under sunny illuminations or upward looking photographs taken on small canopies (<1.00 m) may lead to uncertainties on LAI estimation which are difficult to evaluate.

The classification method to separate gaps from vegetation in photos had also an impact on LAI retrieval when using downward photographs. In this case, it is easier to classify leaves rather than the soil which is more variable in color.

Several methods of LAI estimations were compared. For wheat and sunflower, the use of LAI_{eff} computed from the directional variation of the gap fraction provided the best LAI estimations. For maize, best results were obtained using the Lang and Xiang averaging method, particularly when using gap fractions measured at 57.5°. The use of gap fraction measured at 57.5° showed encouraging results because the retrieval of LAI is independent from the leaf angle distribution. This approach should therefore be further investigated with photographs specifically taken under this direction rather than just extracting the corresponding ring from hemispherical photos. This will provide a far better spatial resolution leading to a much lower number of mixed pixels, although the smaller footprint has to be compensated by taking more images. The processing of such panoramic images acquired at 57.5° is now implemented within the last CAN_EYE version allowing the evaluation of this technique over a large range of conditions.

Acknowledgments

This work was made possible through the support of the French Minister in charge of Research (”Reseau Terre et Espace”), the Minister in charge of Environment (GICC programme), the CNES, and the Région Midi-Pyrénées Council. We also thank Mr. Gay and Mr. Kummel and the Ecole Supérieure d'Agriculture de Purpan for granting and facilitating our access to the fields of the Lamothe farm and the anonymous reviewers for their constructive comments.

.

References

Baldocchi, D. and Collineau, S., 1994. The physical nature of solar radiation in heterogeneous canopies: spatial and temporal attributes. In: M.M Caldwell and M.W. Pearcy (Editor), Exploitation of Environmental Heterogeneity by Plants: Ecophysiological Processes Above- and Belowground. Academic Press, San Diego, CA, pp. 21-71.

Calvet, J.C., Noilhan, J., Roujean, J.-L., Bessemoulin, P., Cabelguenne, M., Olioso,A. and Wigneron, J.-P., 1998. An interactive vegetation SVAT model tested against data from six contrasting sites. Agric. For. Meteorol., 92: 73-95.

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 distributions. Agric. For. Meteorol., 49: 173-176.

Chen, J.M. and Black, T.A., 1991. Measuring leaf area index of plant canopies with branch architecture. Agric. For. Meteorol., 57: 1-12.

Chen, J.M. and Black, T.A., 1992. Defining leaf area index for non flat leaves. Plant Cell Environ., 15: 421-429.

Chen, J.M. and Cihlar, J., 1995. Plant canopy gap-size analysis theory for improving optical measurements of leaf-area index, Appl. Opt., 34 (27): 6211-6222.

Chen, J.M., 1996. Optically-based methods for measuring seasonal variation of leaf area index in boreal conifer stands. Agric. For. Meteorol., 80: 135-163.

Combal, B., Baret, F. and Weiss, M., 2002. Improving canopy variable estimation from remote sensing data by exploiting ancillary information. Case study on sugar beet canopies. Agronomie, 22: 205-215.

Espana, M., Baret, F., Ariès, F., Andrieu, B. and Chelle, M., 1999. Radiative transfer sensitivity to the accuracy of canopy structure description. The case of a maize canopy. Agronomie, 19(3-4): 241-254.

Frazer, G.W., Canham, C.D. and Lertzman, K.P., 1999. Gap Light Analyzer (GLA), Version 2.0: Imaging software to extract canopy structure and gap light transmission indices from true-color fisheye photographs, users manual and program documentation, Copyright: 1999: Simon Fraser University, Burnaby, British Columbia and the Institute of Ecosystem Studies, Milbrook, New-York.

Frazer, G.W., Fournier, R.A., Trofymow, J.A. and Hall, R.J.A., 2001a. A comparison of digital and fisheye photograpy for analysis of forest canopy structure and gap light transmission. Agric. For. Meteorol., 109: 249-263.

Frazer, G.W., Trofymow, J.A. and Lertzman, K.P., 2001b. Canopy openess and leaf area in chronosequences of coastal temperate rainforests. Canadian Journal of Forest Research, 30: 239-256.

Gower, S.T., Kucharik, C.J. and Norman, J.M., 1999. Direct and indirect estimation of leaf area index, fapar, and net primary production of terrestrial ecosystems. Remote Sens. Environ., 70: 29-51.

Jonckheere, I., Fleck,, Nackaerts, K., Muys,B., Coppin, P., Weiss,M. and Baret,F., 2004. Review of methods for in situ leaf area index determination. Part I. Theories, sensors and hemispherical photography. Agric. For. Meteorol., 121: 19-35.

Kucharik, C.J., Norman, J.M., Murdock, L.M. and Gower, S.T., 1997. Characterizing canopy non randomness with a multiband vegetation imager (MVI). J. Geophys. Res., 102(D24): 29455-29473.

Kussner, R. and Mosandl, R., 2000. Comparison of direct and indirect leaf area index estimation of leaf area index in mature Norway Spruce stands of eastern Germany. Canadian Journal of Forest Research, 30: 440-447.

Lang, A.R.G. and Xiang, Y.., 1986. Estimation of leaf area index from transmition of direct sunlight in discontinuous canopies. Agric. For. Meteorol., 37: 229-243.

Leblanc, S.G., Chen, J.M. and Kwong, M., 2002. Tracing Radiation and Architecture of Canopies. TRAC MANUAL, Version 2.1. Natural Resources Canada, 2.1: 1-25.

Leblanc, S.G., Chen, J.M., Fernandes, R., Deering, D.W. and Conley, A., 2005. Methodology comparison for canopy structure parameters extraction from digital hemispherical photography in boreal forests. Agricultural and Forest Meteorology, 129.

Lemeur, R. and Blad, B.L., 1974. A critical review of light models for estimating the shortwave radiation regime of plant canopies. Agric. For. Meteorol., 14: 255-286.

Levy, P.E. and Jarvis, P.G., 1999. Direct and indirect measurements of LAI in millet and fallow vegetation in HAPEX-Sahel. Agric. For. Meteorol., 97: 199-212.

Miller, J. B. 1967. A formula for average foliage density. Australian Journal of Botany, 15:141-144.

Monsi, M. and Saeki, T., 1953. Über den Lichtfaktor in den Pflanzengesellschaften und seine Bedeutung für die Stoffproduktion. Japanese Journal of Botany, 14: 22-52.

Morisette, J. Baret, F., Privette, J.L., Myneni, R.B., Nickeson, J., Garrigues, S., Shabanov,N., Weiss, M., Fernandes, R., Leblanc, S.G., Kalacska,M., Sanchez-Azofeifa, G.A., Chubey, M., Rivard, B., Stenberg, P., Rautiainen, M., Voipio, P., Manninen, T., Pilant, D., Lewis, T., Iiames, J., Colombo, R., Meroni, M., Busetto, L., Cohen, W.B., Turner, D.P., Warner, D., Petersen, G.W, Seufert, G., and Cook, R., 2006. Validation of global moderate resolution LAI Products: a framework proposed within the CEOS Land Product Validation subgroup. IEEE Trans. Geosci. and Remote Sens., in press.

Muusche, S., Samson, R., Nachtergale,L., De Schrijver, A., Lemeur, R. and Lust, N., 2001. A comparison of optical and direct methods for monitoring the seasonal dynamics of leaf area index in deciduous forest stands. Silva fennica, 34(4): 373-384.

Nackaerts, K., P. Coppin, B. Muys, and M. Hermy. 2000. Sampling methodology for LAI measurements with LAI-2000 in small forest stands. Agricultural and Forest Meteorology, 101:247-250.

Neumann, H.H., Den Hartog, G.D. and Shaw, R.H., 1989. Leaf-area measurements based on hemisherical photographs and leaf-litter collection in a deciduous forest during autumn leaf-fall. Agric. For. Meteorol., 45: 325-345.

Nilson, T., 1971. Inversion of the frequency of gaps in plant stands. Agric. For. Meteorol., 8: 25-38.

Rich, P.M., 1990. Characterizing plant canopies with hemispherical photographs. Remote Sens. Revue, 5: 13-29.

Ross, J., 1981. The radiation regime and architecture of plant stands. The Hague, 391 pp.

Spath, H. 1985. Cluster Dissection and Analysis: Theory, FORTRAN Programs, Examples. Halsted Press, New York.

Sellers, J.P. Dickinson, R.E, Randall, D.A., Betts,A.K., Dall, F.G., Berry, J.A., Collatz, G.J., Denning, A.S., Mooney, H.A., Nobre, C.A., Sato, N., Field, C.B., and Henderson-Sellers, A., 1997, Modeling the exchanges of energy, water, and carbon between continents and the atmosphere. Science, 275: 502-509.

Walter, J.M., 1989-2005. CIMES. A package of programs for the assessment of canopy geometry through hemispherical photographs. Manual. Université Louis Pasteur, Institut de Botanique, Strasbourg. Institut de recherches pour le développement Cayenne.

Wang, Y.P. and Jarvis, P.G., 1988. Mean leaf angles for the ellipsoidal inclination angle distribution. Agric. For. Meteorol., 43: 319-321.

Wang, Y.P. and Leuning, R., 1998. A two-leaf model for canopy conductance, photosynthesis and partitioning of available energy. I. Model description and comparison with a multi-layered model. Agric. For. Meteorol., 91: 89-111.

Warren-Wilson, J., 1963. Estimation of foliage denseness and foliage angle by inclined point quadrats. Austrian J. Botany, 11: 95-105.

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

Weiss, M., Baret, F., Smith, G.J., Jonckheere, I. and Coppin, P., 2004. Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination. Part II. Estimation of LAI, errors and sampling. Agric. For. Meteorol., 121: 37-53.

Welles, J.M., 1990. Some indirect method of estimating canopy structure. Remote Sensing Revue, 5: 31-43.

Welles, J.M. and Norman, J.M., 1991. Instrument for indirect measurement of canopy architecture. Agron. J., 83(5): 818-825.

Whitford, K.R., Colquhoun, I.J., Lang, A.R.G. and Harper, B.M., 1995. Measuring leaf area index in a sparse eucalypt forest: a comparison of estimates from direct measurements, hemispherical photography, sunlight transmittance and allometric regression. Agric. For. Meteorol., 74: 237-249.

Zhang, Y., Chen, J.M. and Miller, J.R., 2005. Determining digital hemispherical photograph exposure for leaf area index estimation. Agric. For. Meteorol., 133: 166-181.

Tables

Table 1: Density, inter-row and name of cultivar of the studied crops in 2004 and 2005.

	Density (plant/m²)	Inter-row (m)	Cultivar
Maize, 2004	7.3	0.8	N43
Maize, 2005	8.0	0.8	Y15
Sunflower, 2004	6.1	0.8	Melody
Sunflower, 2005	7.3	0.8	Melody
Wheat, 2005	173	0.2	Apache

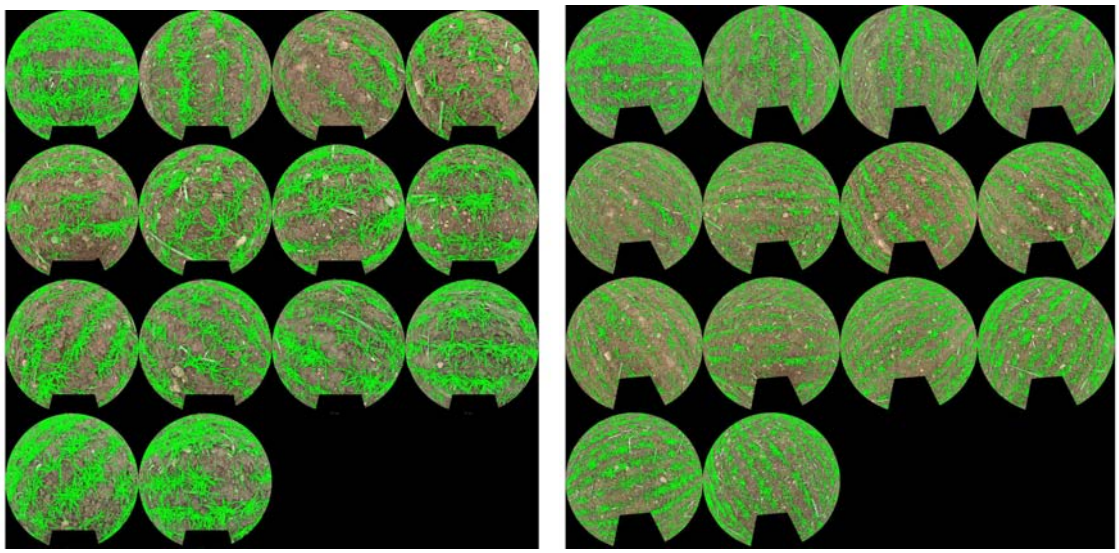
Table 2: From the left to right columns :type of crops, dates of destructive and photographs measurements, canopy heights, destructive LAI (LAI_{dest}) and standart deviation (σ) values on LAI_{dest}, effective and Lang and Xiang LAI values estimated from the monodirectional and 57.5° gap fractions, photographs acquisitions (downward/upward looking) and illuminations conditions during photographs measurements.

	Dates	**Canopy height (m)**	**LAI_{dest}**	**σ on LAI_{dest}**	**LAI_{eff} (57.5°)**	**LAI_{LX} (57.5°)**	**Up/down. photo**	**Sky**
Wheat 2005	January 21	0.07	0.11	0.03	0.20(0.18)	0.19(0.18)	down	overcast
	February 9	0.07	0.19	0.03	0.10(0.13)	0.15(0.14)	down	overcast
	March 4	0.1	0.27	0.06	0.30(0.32)	0.33(0.33)	down	overcast
	April 1	0.17	1.03	0.33	0.10(0.94)	1.01(0.98)	down	sunny
	April 14	0.3	2.63	0.45	2.60(2.22)	3.03(2.94)	down	sunny
	May 4	0.55	3.36	0.57	3.00(2.73)	3.25(2.99)	down	overcast
	May 11	0.66	3.43	0.79	3.40(3.29)	4.18(4.21)	down	overcast
Maize 2004	June 24	0.5	0.45	0.22	0.40(0.38)	0.6(0.71)	down	overcast
	July 6	1	1.98	0.53	0.90(0.91)	1.37(1.74)	down	overcast
	July 22	1.8	3.77	0.28	2.50(2.44)	3.30(3.9)	up	sunny
	August 3	2	3.84	0.5	2.90(2.75)	3.46(4.14)	up	sunny
Maize 2005	June 7	0.55	0.95	0.2	0.70(0.70)	0.82(1.19)	down	overcast
	June 22	1.44	3.19	0.39	2.30(2.25)	3.25(3.68)	up	sunny
	July 5	1.96	5.06	0.44	3.40(3.43)	4.55(4.81)	up	sunny
Sunflower 2004	May 27	0.17	0.34	0.11	0.30(0.24)	0.85(0.4)	down	overcast
	June16	0.71	1.2	0.49	0.50(0.51)	0.69(0.92)	down	overcast
	July 8	1	1.39	0.27	0.90(0.95)	1.73(2.03)	up	cloudy
	July 22	1	1.22	0.33	0.90(0.97)	2.09(2.12)	up	sunny
Sunflower 2005	May 25	0.49	0.85	0.33	0.80(0.72)	1.72(1.52)	down	sunny
	June 7	1	2.8	0.69	2.70(2.20)	4.04(3.54)	up	sunny
	June 22	1.47	2.92	0.77	2.50(2.52)	3.97(3.78)	up	sunny

Table 3: Root mean square error (RMSE) computed for all and individual crops in 2004 and 2005. The destructive LAI values (LAI_{dest}) were compared to the several CAN_EYE LAI estimations: effective (LAI_{eff}) and Lang and Xiang (LAI_{LX}) LAI estimated from the monodirectional and 57.5° gap fractions.

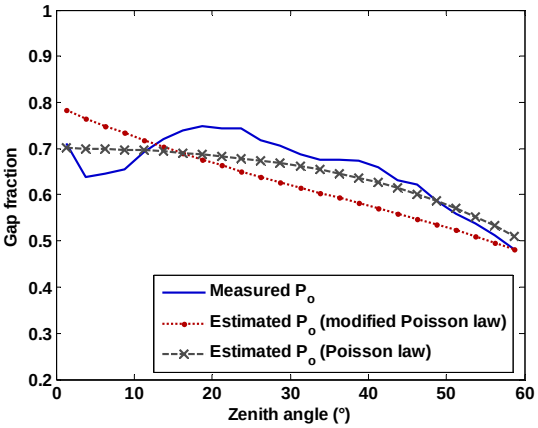
	All crops	**Wheat**	**Maize**	**Sunflower**
RMSE LAI_{eff}	0.63	0.15	1.02	0.38
RMSE LAI_{LX}	0.56	0.33	0.39	0.83
RMSE LAI_{eff}(57.5°)	0.68	0.29	1.05	0.43
RMSE LAI_{LX}(57.5°)	0.46	0.35	0.29	0.66

Figures

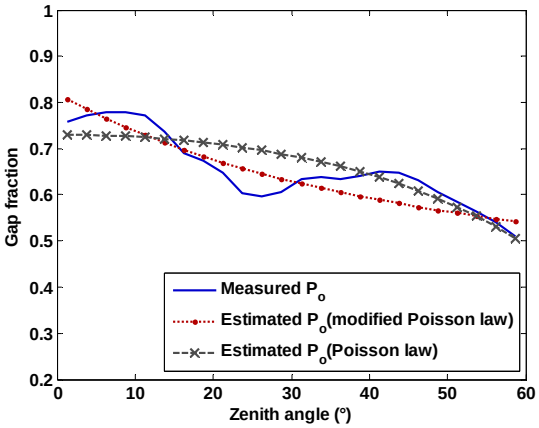


a b

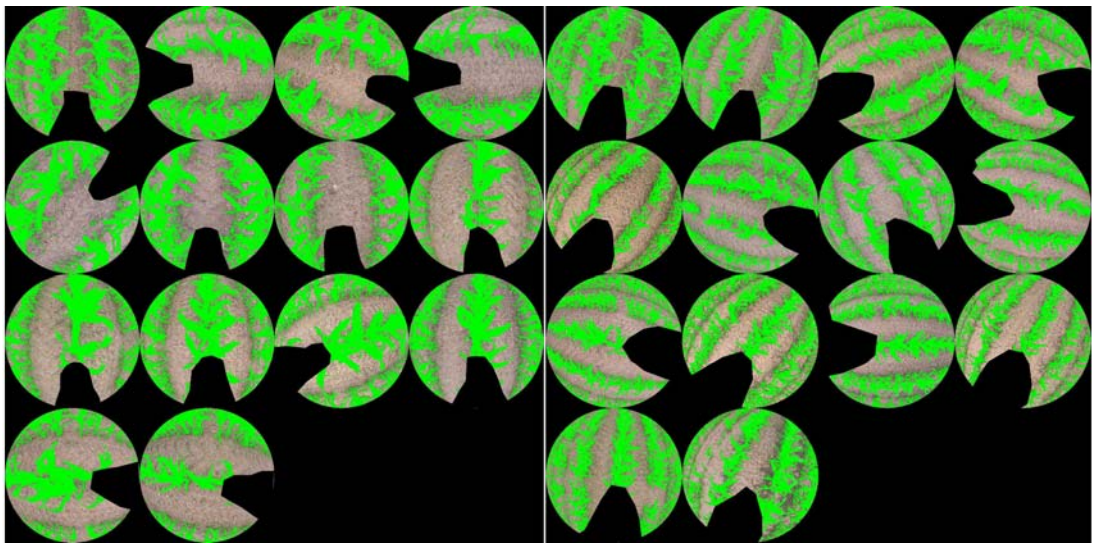
Figure 1: Photographs taken on wheat on March, 4 (2005) at (a) 0.40 and (b) 1.00 m canopy to sensor distances. The number of mixed pixels was around 5% in (a) and 25% in (b) making the classification process more tedious.



a

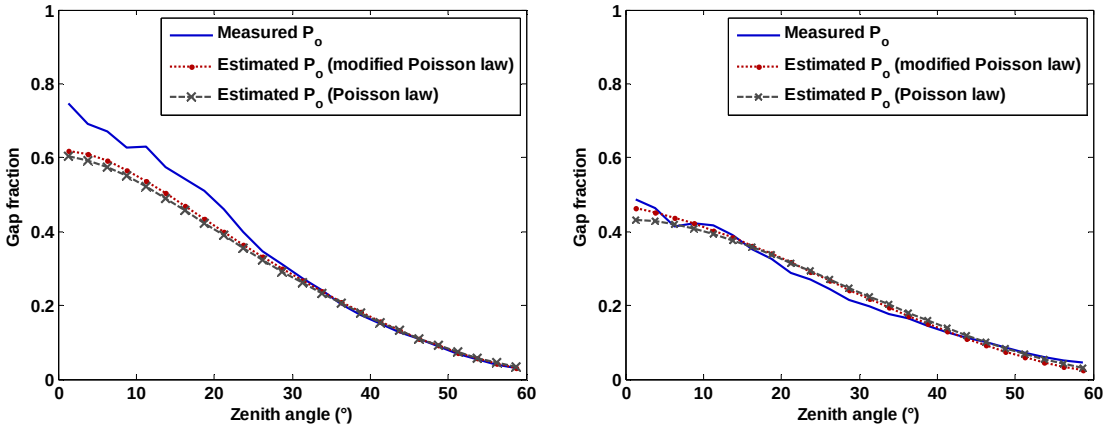


b

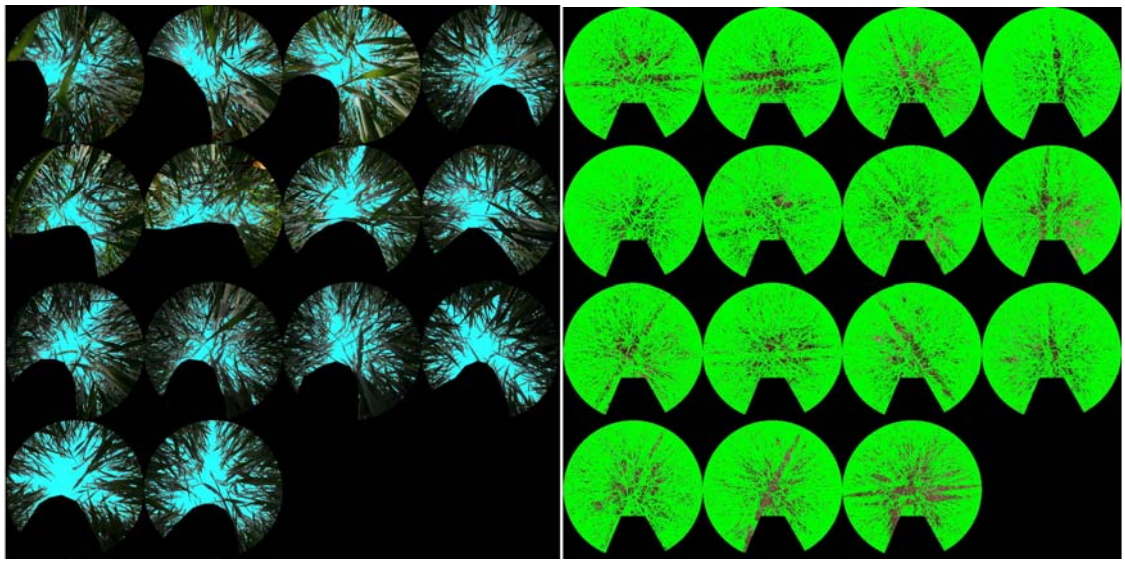


c d

Figure 2: Gap fraction ($P_{0)}$ measured on maize with photographs taken at 0.40 m (a) and 1.00 m (b). CAN_EYE classifications computed from photographs taken at 0.40 (c) and 1.00 m (d). Only the vegetation pixels were classified here, other parts are considered as gaps in the computation process.



a b



c d

Figure 3 : Gap fraction ($P_{0)}$ measured on wheat on May 11, 2005 . (a) with upward photographs (b) with downward photographs. (c) Upward CAN_EYE classification (only sky have been classified) and (d) downward CAN_EYE classification (only vegetation have been classified).

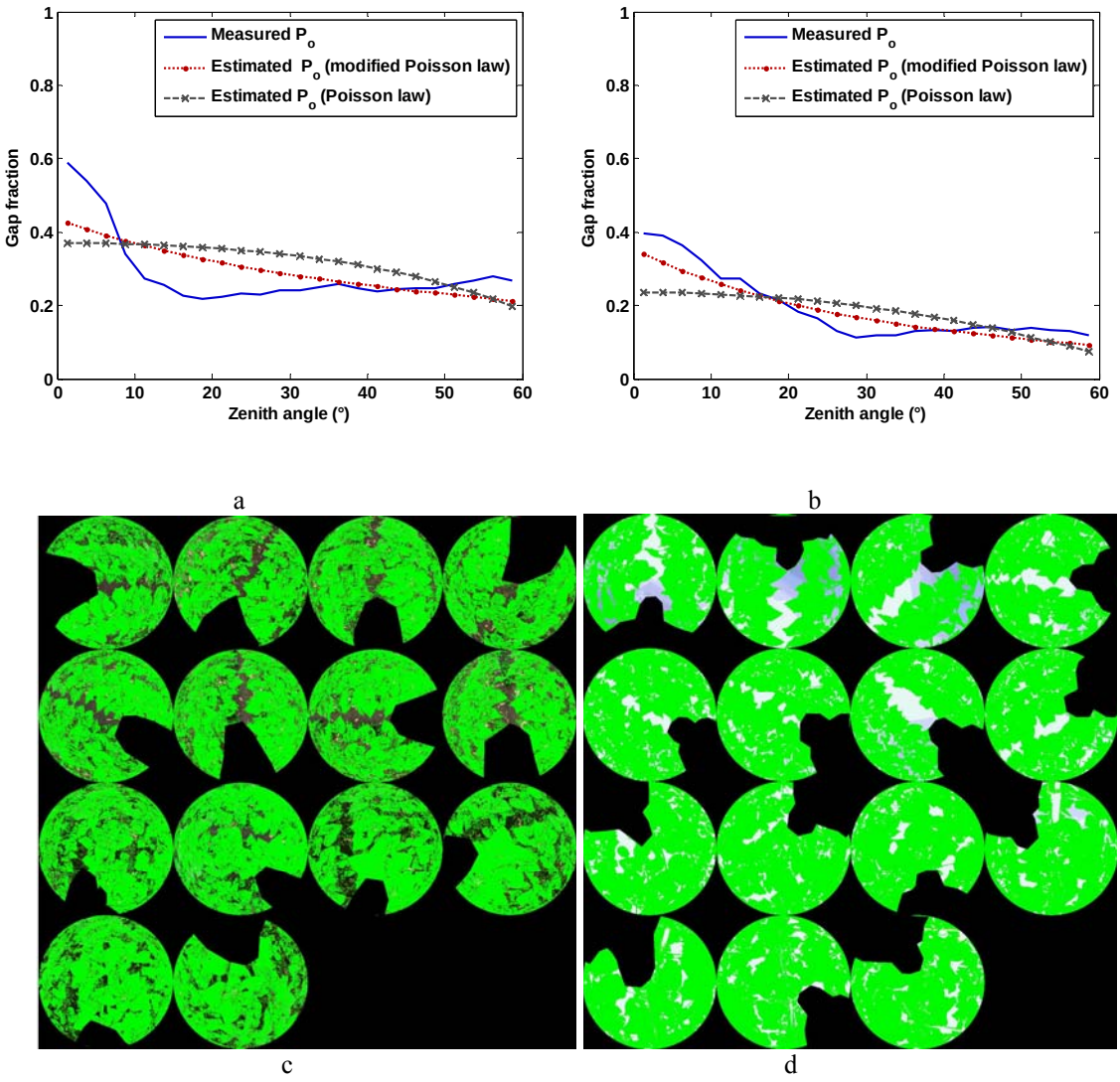


Figure 4 : Gap fraction ($P_{0)}$ measured on sunflower on June 7, 2005 with (a) downward and (b) upward photographs. CAN_EYE classifications from (c) downward and (d) upward photographs.

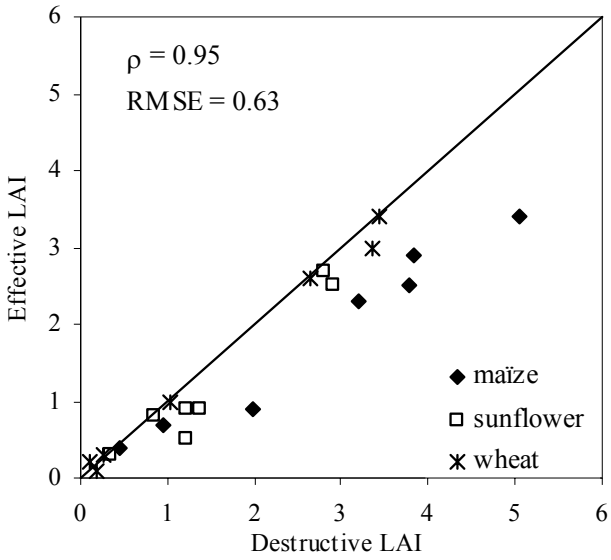


Figure 5: Comparison between effective LAI (LAI_{eff}) and destructive LAI (LAI_{dest}) carried on all crops in 2004 and 2005. The root mean square error (RMSE) and correlation coefficient (ρ) are mentioned.

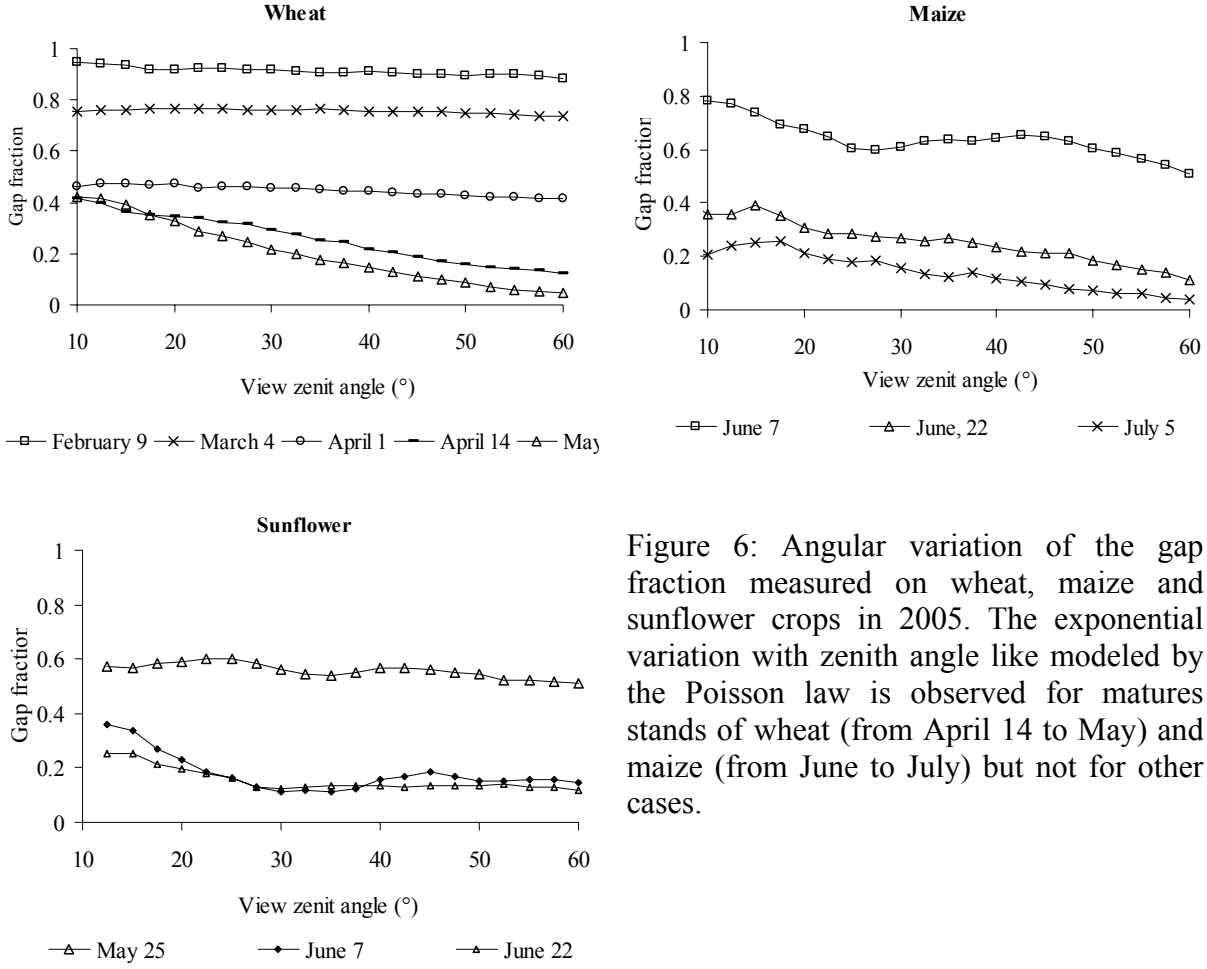


Figure 6: Angular variation of the gap fraction measured on wheat, maize and sunflower crops in 2005. The exponential variation with zenith angle like modeled by the Poisson law is observed for matures stands of wheat (from April 14 to May) and maize (from June to July) but not for other cases.

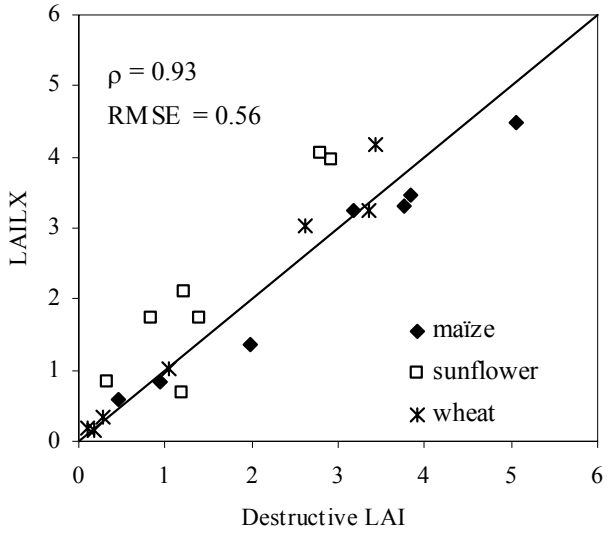
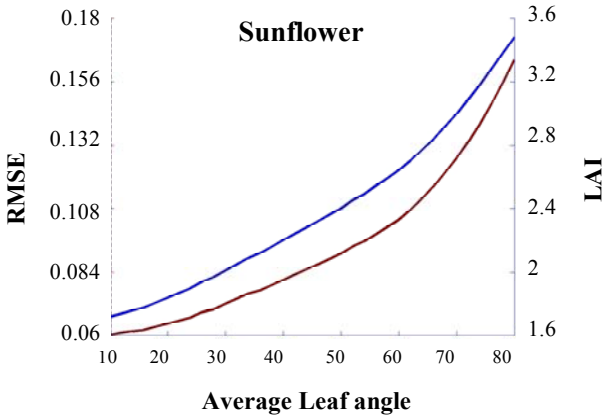
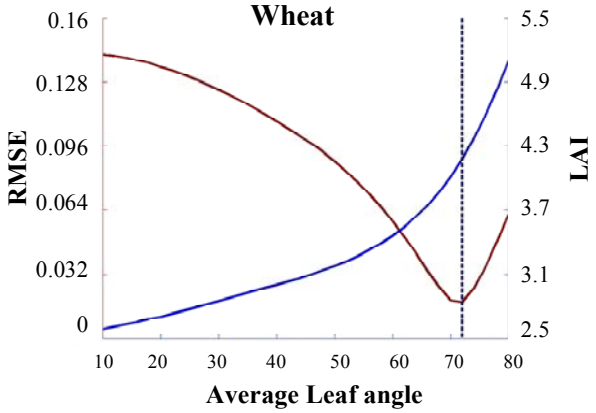


Figure 7: Comparison between destructive (LAI_{dest}) and Lang and Xiang (LAI_{LX}) LAI estimated over all crops in 2004 and 2005. The root mean square error (RMSE) and correlation coefficient (ρ) are mentioned.





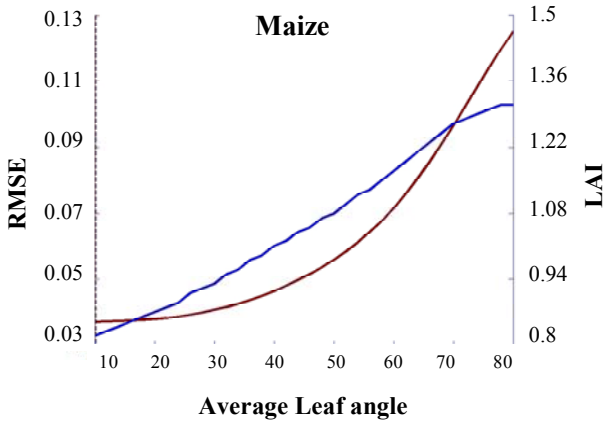


Figure 8: Results of CAN_EYE processing carried out over sunflower (May, 25), wheat (May 11) and maize (June, 7) in 2005. The root mean square error (RMSE) (red line) between the modeled (modified Poisson law) and measured gap fractions are plotted as a function of Lang and Xiang average leaf inclination angle (ALA_{LX}). The Lang and Xiang leaf area index estimations (LAI_{LX}, blue line) are also reported.

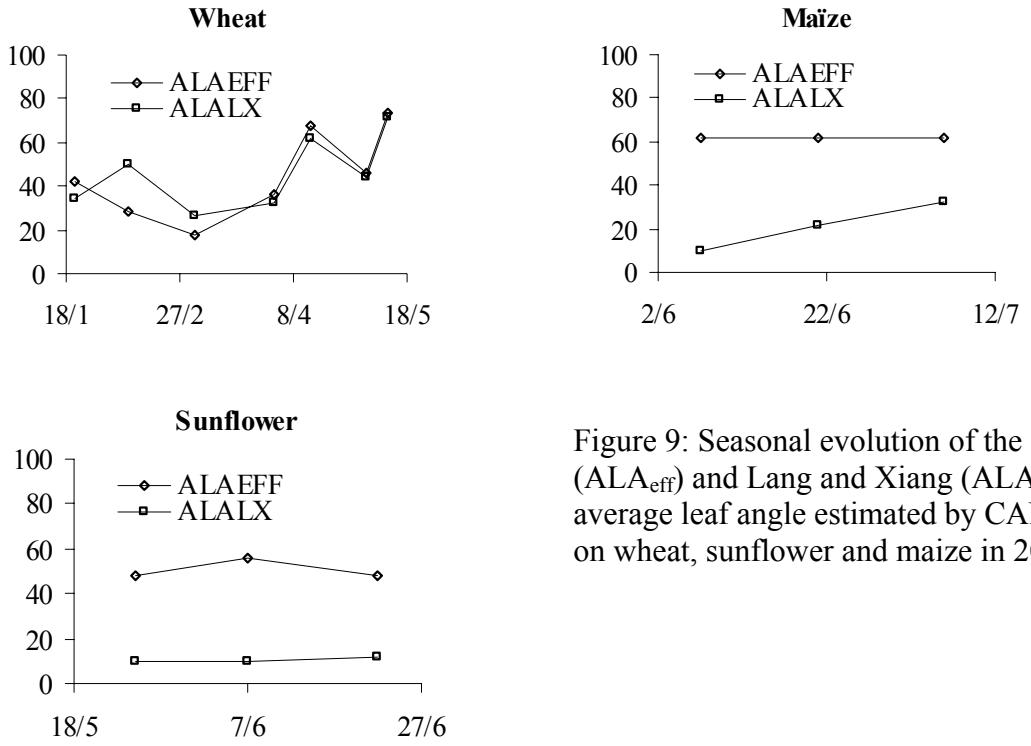


Figure 9: Seasonal evolution of the effective (ALA_{eff}) and Lang and Xiang (ALA_{LX}) average leaf angle estimated by CAN_EYE on wheat, sunflower and maize in 2005.

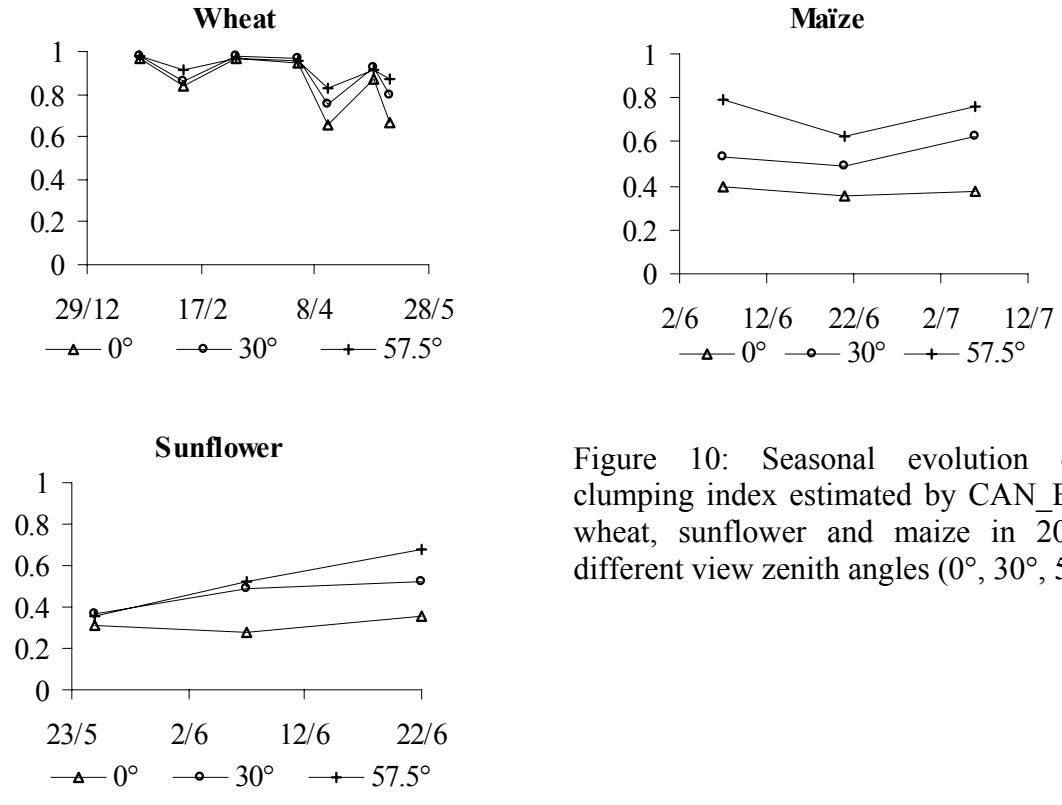


Figure 10: Seasonal evolution of the clumping index estimated by CAN_EYE on wheat, sunflower and maize in 2005 for different view zenith angles (0°, 30°, 57.5°).

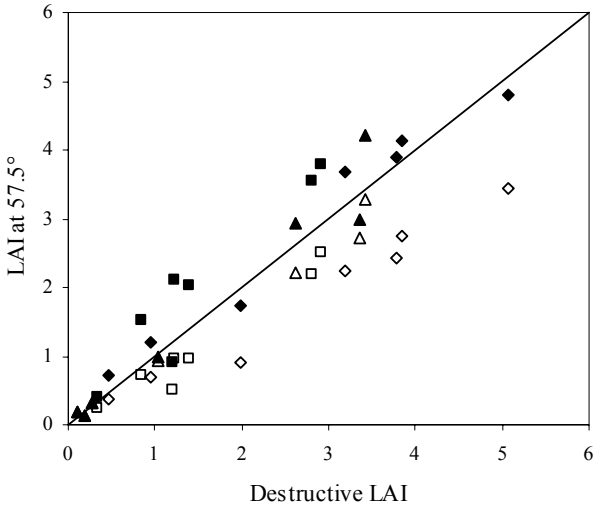


Figure 11 : On this graph, the destructive (LAI_{dest}) LAI value was compared to the Lang and Xiang (LAI_{LX}, black symbols) and effective (LAI_{eff}, open symbols) LAI values estimated gap fractions at 57.5°. The 2004 and 2005 data are plotted.

ANNEXE 5

Paramètres de la sigmoïde décrivant l'évolution du coefficient d'agrégation λ selon l'angle de visée θv pour les parcelles de maïs (a et b) et de tourne sol (c et d) et toutes les dates considérées.

Tableau A5-1: Paramètres de la sigmoïdes décrivant l'évolution de λ en fonction de θv pour les parcelle étudiées, (a) maïs 2004, (b) maïs 2005, (c) tournesol 2004 et (d) tournesol 2005.

(a) Maïs 2004

LAI	λ_0	λ_{max}	a	b
0,46	0,635739	0,15216	0,909117	39,417592
1,98	0,032164	0,431212	0,10377	12,070776
3,77	0,249708	0,368957	0,159544	6,972955

(b) Maïs 2005

LAI	λ_0	λ_{max}	a	b
0,95	0,465638	0,315611	0,208756	33,485135
3,19	0,609495	0,085114	1	18,492929
5,06	0,429905	0,190269	0,570218	13,093254

(c) Tournesol 2004

LAI	λ_0	λ_{max}	a	b
1,24	0,004958	0,3879	0,110745	1,763471
1,39	0,3019	0,512238	0,085812	49,860659
1,28	0,057352	1	0,010283	11,157905

(d) Tournesol 2005

LAI	λ_0	λ_{max}	a	b
0,85	0,320632	0,491122	0,105064	0
2,8	0,318883	0,468202	0,362742	17,497978
2,92	0,33013	0,596175	0,033734	24,965595

ANNEXE 6

FDRB 3D de la parcelle de maïs

Courbes dans le plan principal pour les bandes rouge et PIR pour les trois stades phénologiques et le sol argileux lambertien (Figure A6-1), limoneux lambertien (Figure A6-2) et limoneux anisotrope (Figure A6-3). L'angle zénithal solaire est de 45° et l'angle azimutal solaire varie de 0° à 90°.

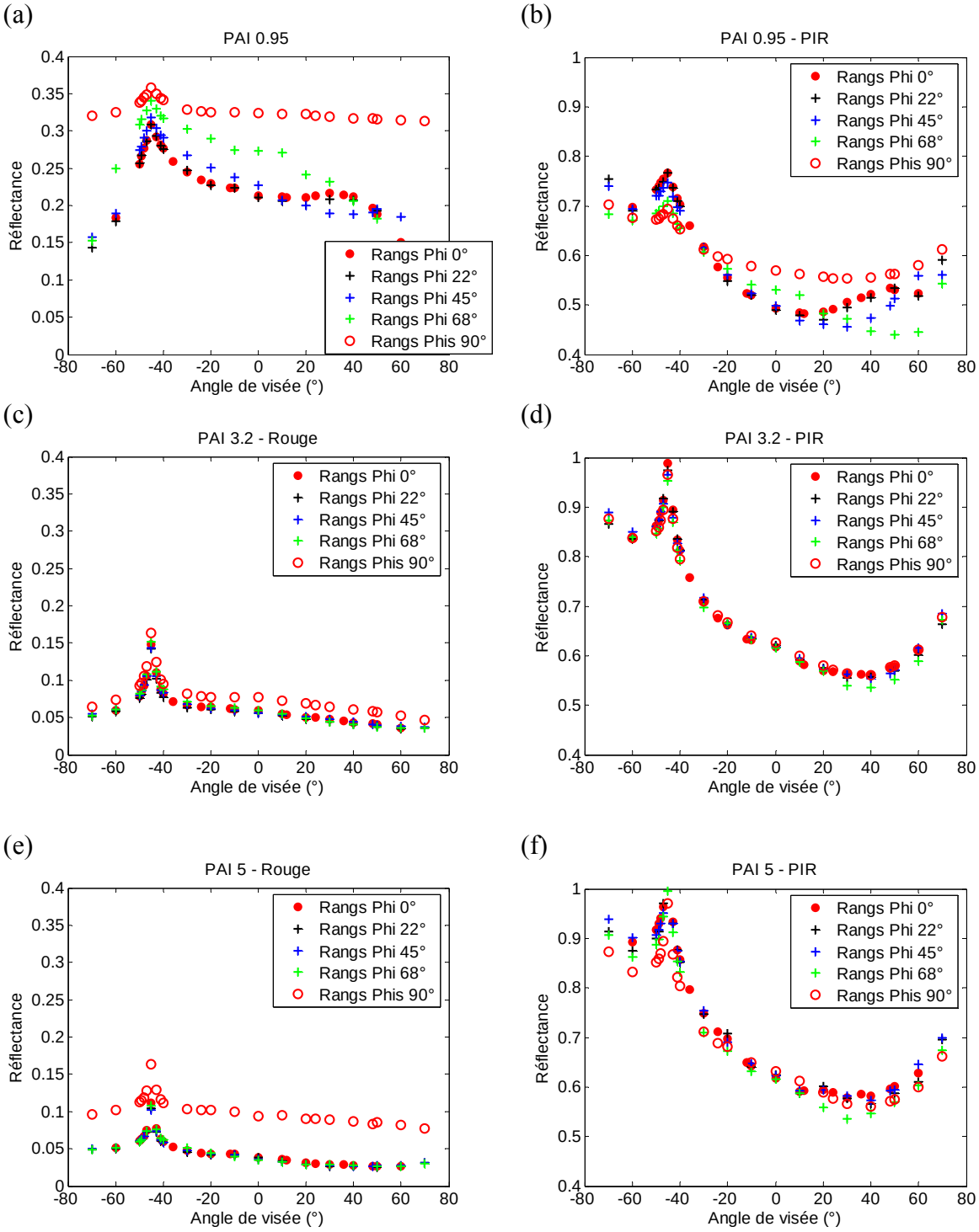


Figure A6-1: FDRB 3D dans le **plan principal** simulées pour un sol **argileux lambertien** pour les 3 stades phénologiques et dans deux bandes spectrales : proche Infrarouge (790-890 nm) et rouge (610-680nm). **θs = 45°, tous les φs sont représentés**.

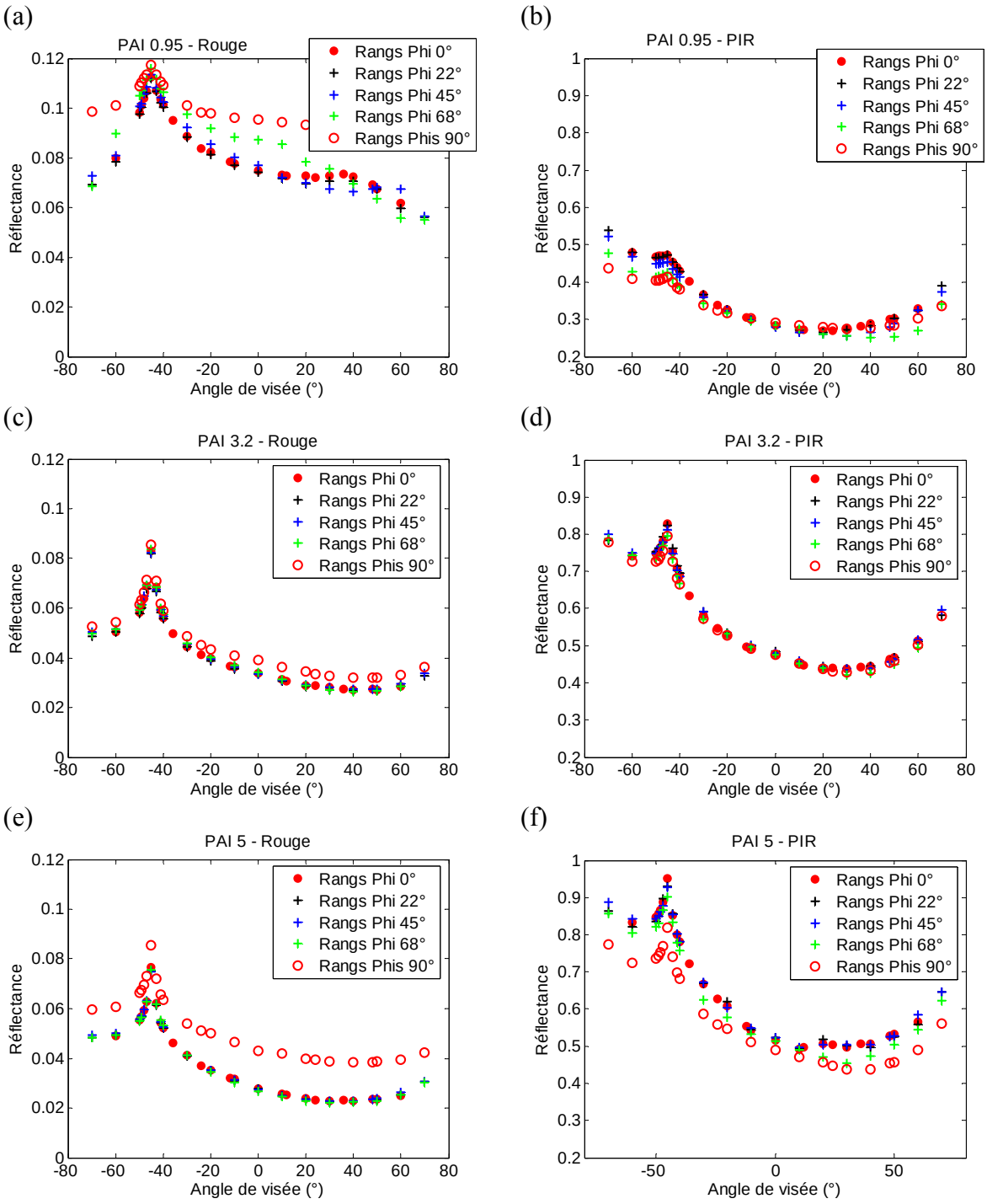


Figure A6-2: FDRB 3D dans le **plan principal** simulées pour un sol **limoneux lambertien** pour les trois stades phénologiques et dans deux bandes spectrales : proche infrarouge (790-890 nm) et rouge (610-680nm). **θs = 45°, tous les φs sont représentés.**

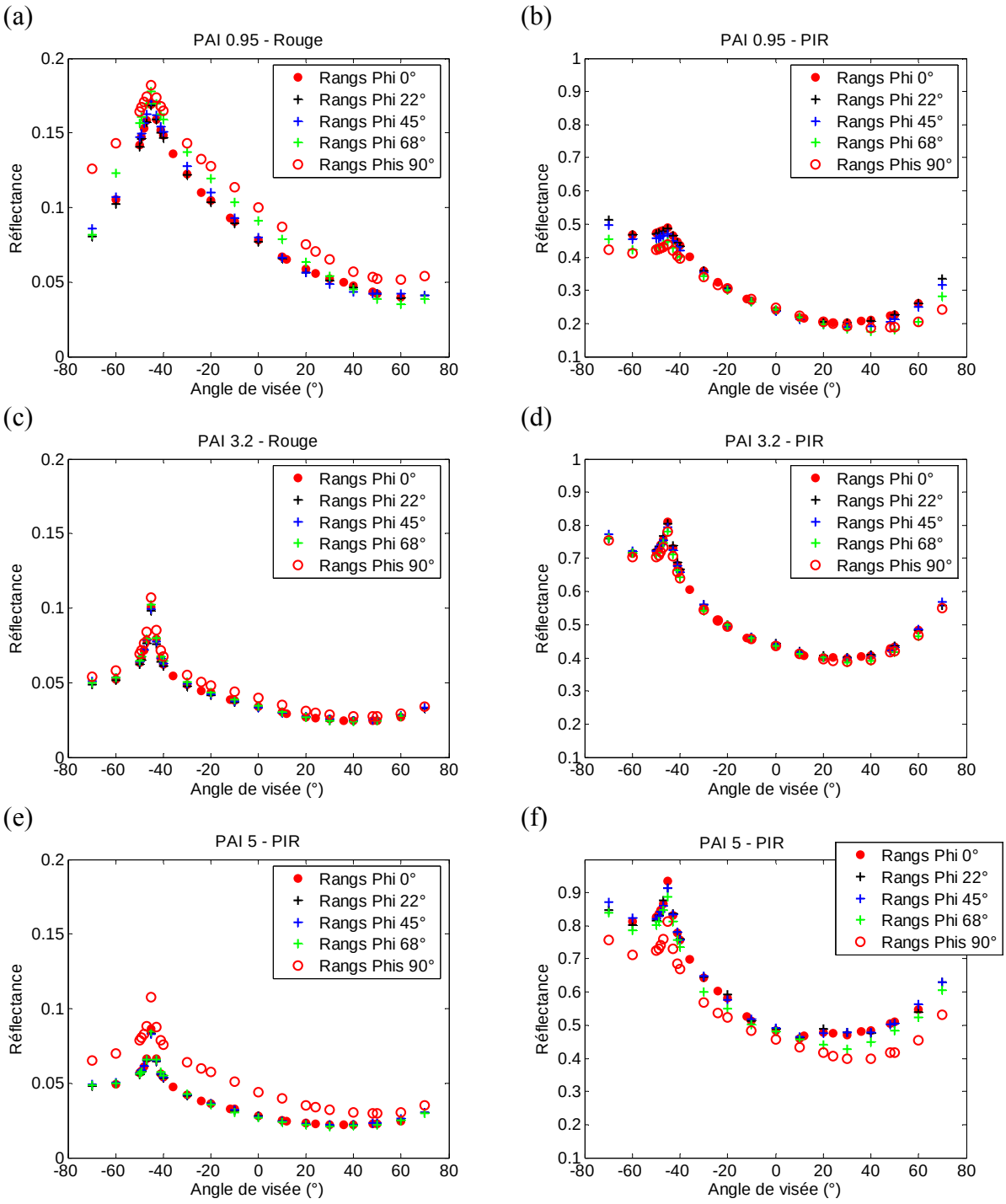


Figure A6-3: FDRB 3D dans le **plan principal** simulées pour un sol **limoneux anisotrope** pour les trois stades phénologiques et dans deux bandes spectrales : proche infrarouge (790-890 nm) et rouge (610-680nm). **θs = 45°, tous les φs sont représentés.**

ANNEXE 7

Ecarts relatifs entre les FDRB 3D et les FDRB 1D et 1D agrégé.

Ecarts calculés dans le plan perpendiculaire pour le sol argileux (Figure A7-1) et le sol limoneux (Figure A7-2) et pour un θs de 45.

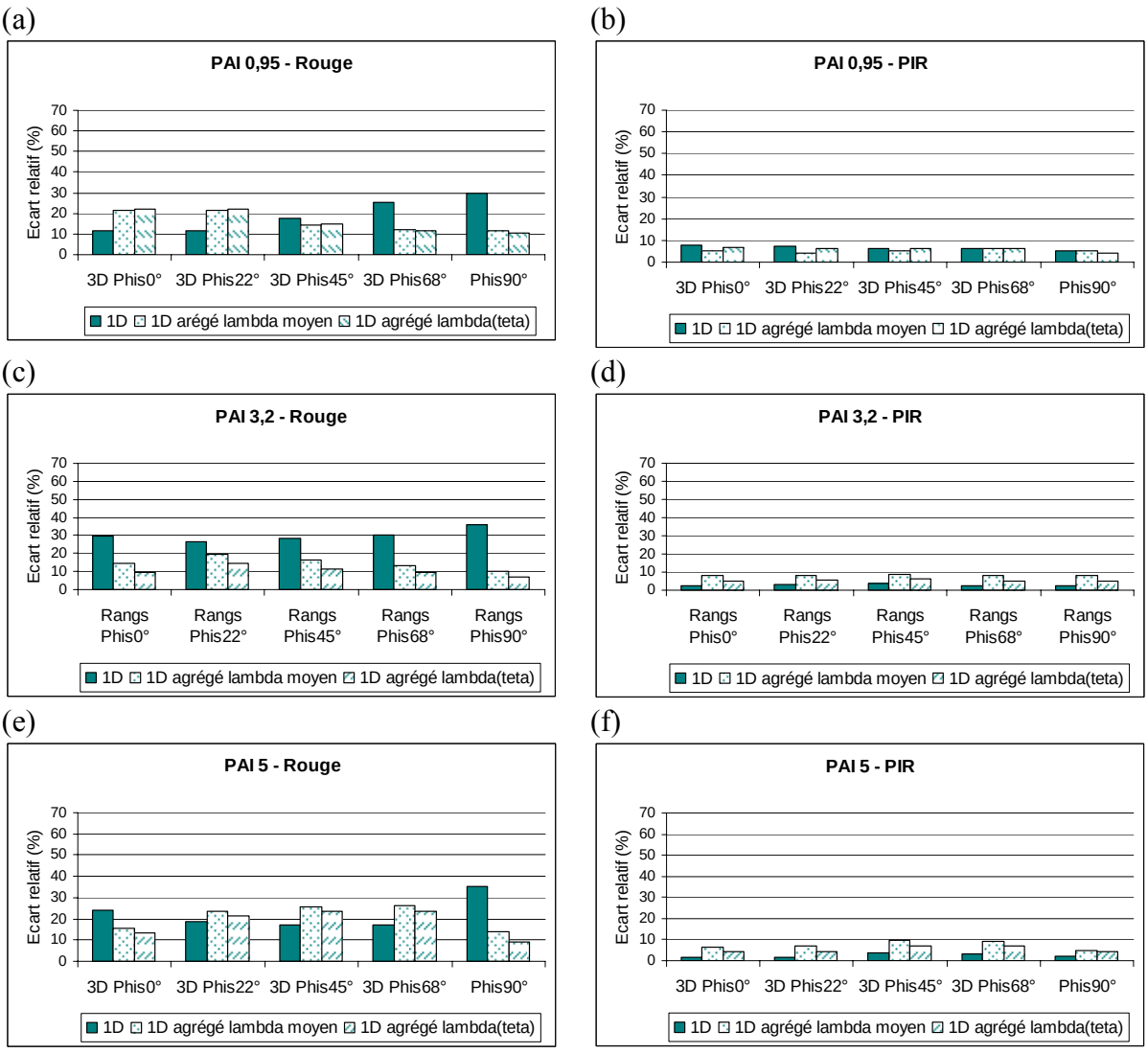


Figure A7-1: Ecart relatif entre la FDRB dans le plan **perpendiculaire** pour les simulations en 3D et la FDRB pour en les simulations en 1D et 1D agrégé pour les trois stades phénologiques. Simulations réalisées avec un sol de type **argileux** et un θs de 45°.

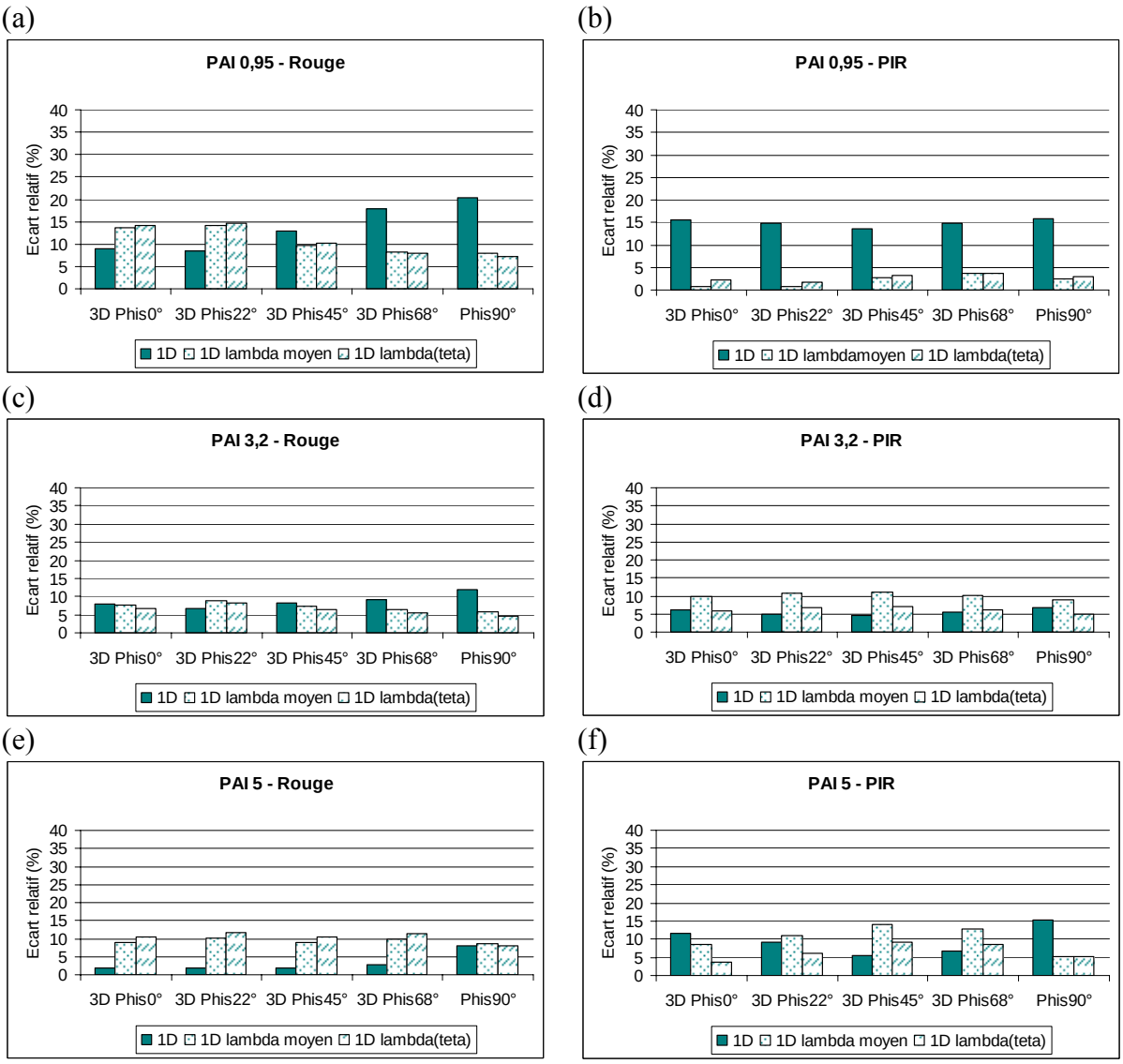


Figure A7-2 : Ecart relatif entre la FDRB dans le **plan perpendiculaire** pour les simulations en 3D et la FDRB pour en les simulations en 1D et 1D agrégé pour les trois stades phénologiques. Simulations réalisées avec un sol **limoneux lambertien** et un θs de **45°**.

ANNEXE 8

Ecarts relatifs entre les FDBR 3D et les FDRB 1D et 1D agrégé.

Courbes simulées pour un θs de 20°, pour les deux types de sols et les deux plans azimutaux : plan principal (Figures A8-1 et 3) et perpendiculaire (Figures A8-2 et 4).

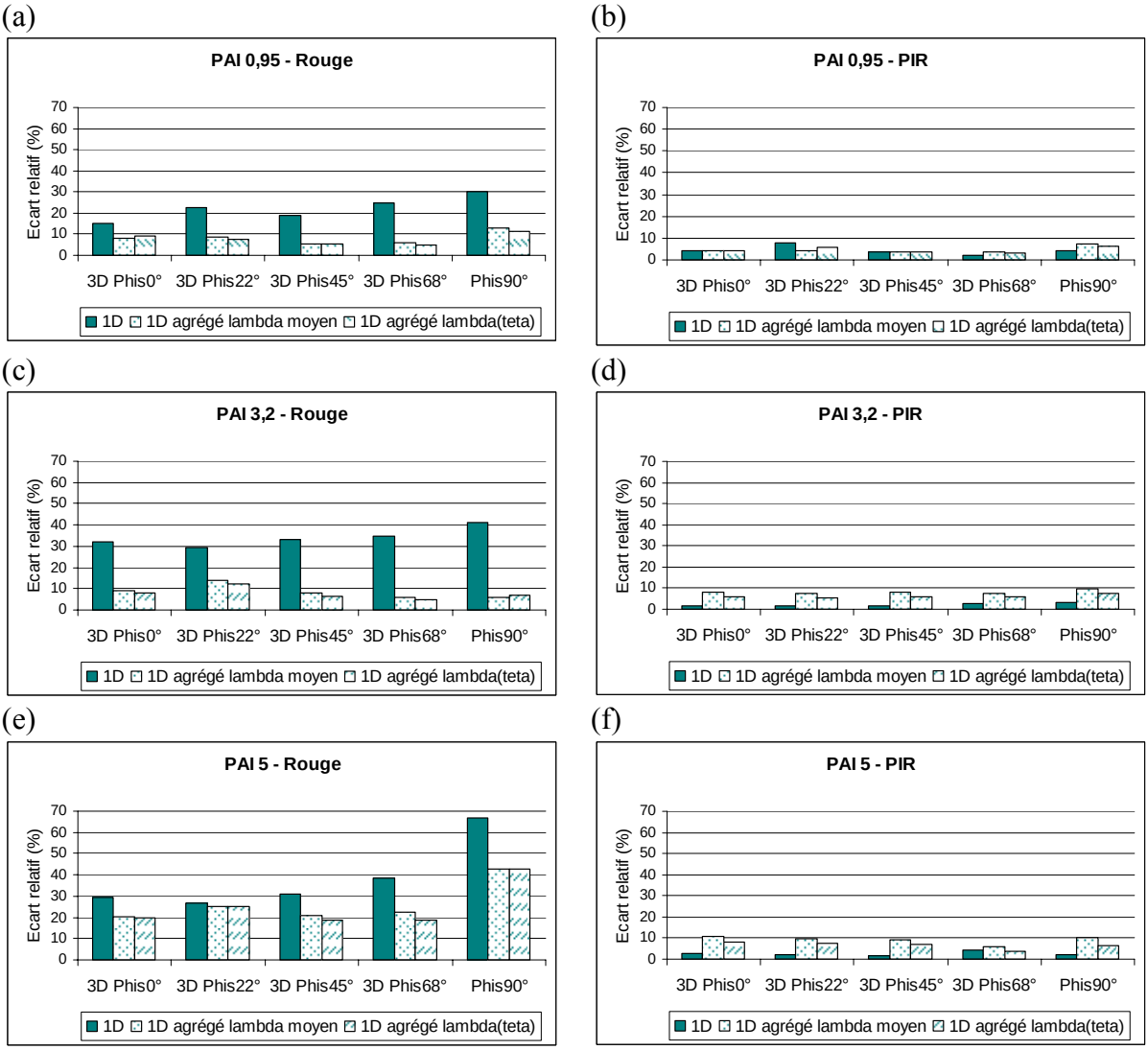


Figure A8-1: Ecart relatif entre la BRDF dans le **plan principal** pour les simulations en 3D les simulations en 1D et 1D agrégé pour les 3 stades phénologiques. Simulations réalisées avec un sol **argileux** et un θs de **20°**.

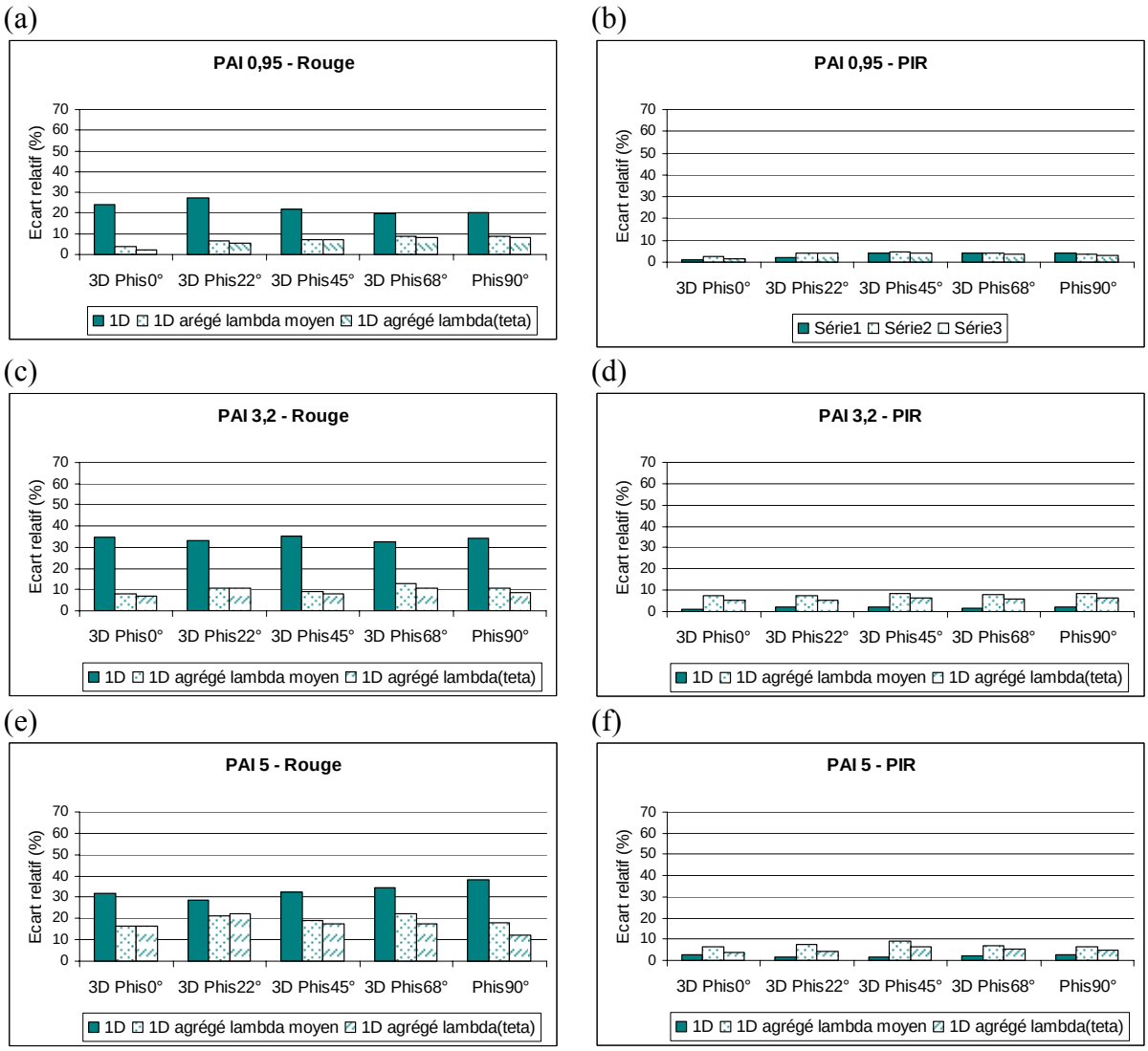


Figure A8-2: Ecart relatif entre la BRDF dans le **plan perpendiculaire** pour les simulations en 3D les simulations en 1D et 1D agrégé pour les 3 stades phénologiques. Simulations réalisées avec un sol de type **argileux** et un θs de **20°**.

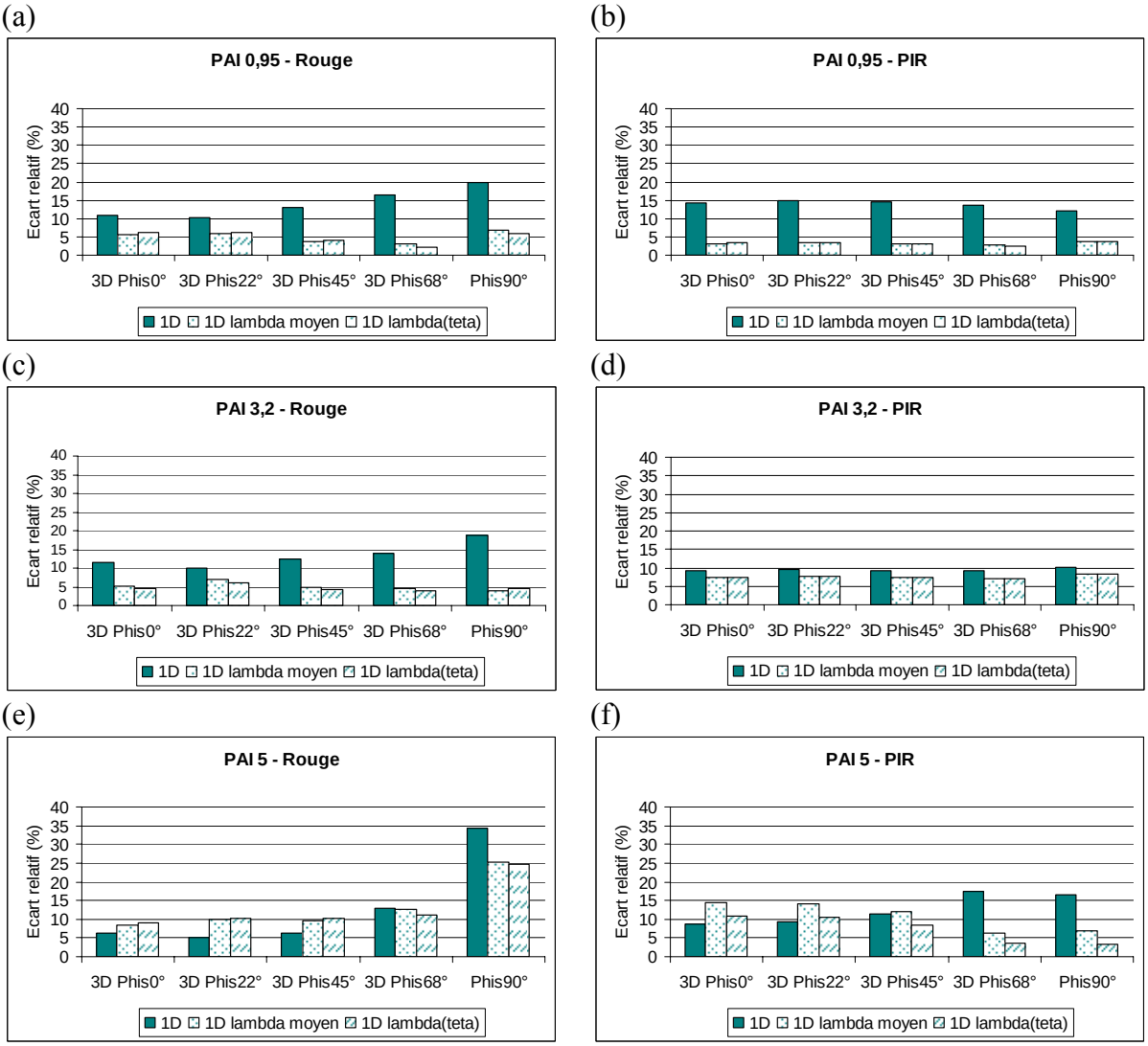


Figure A8-3:Ecart relatif entre la BRDF dans le **plan principal** pour les simulations en 3D les simulations en 1D et 1D agrégé pour les 3 stades phénologiques. Simulations réalisées avec un sol **limoneux lambertien** et un θs de **20°**.

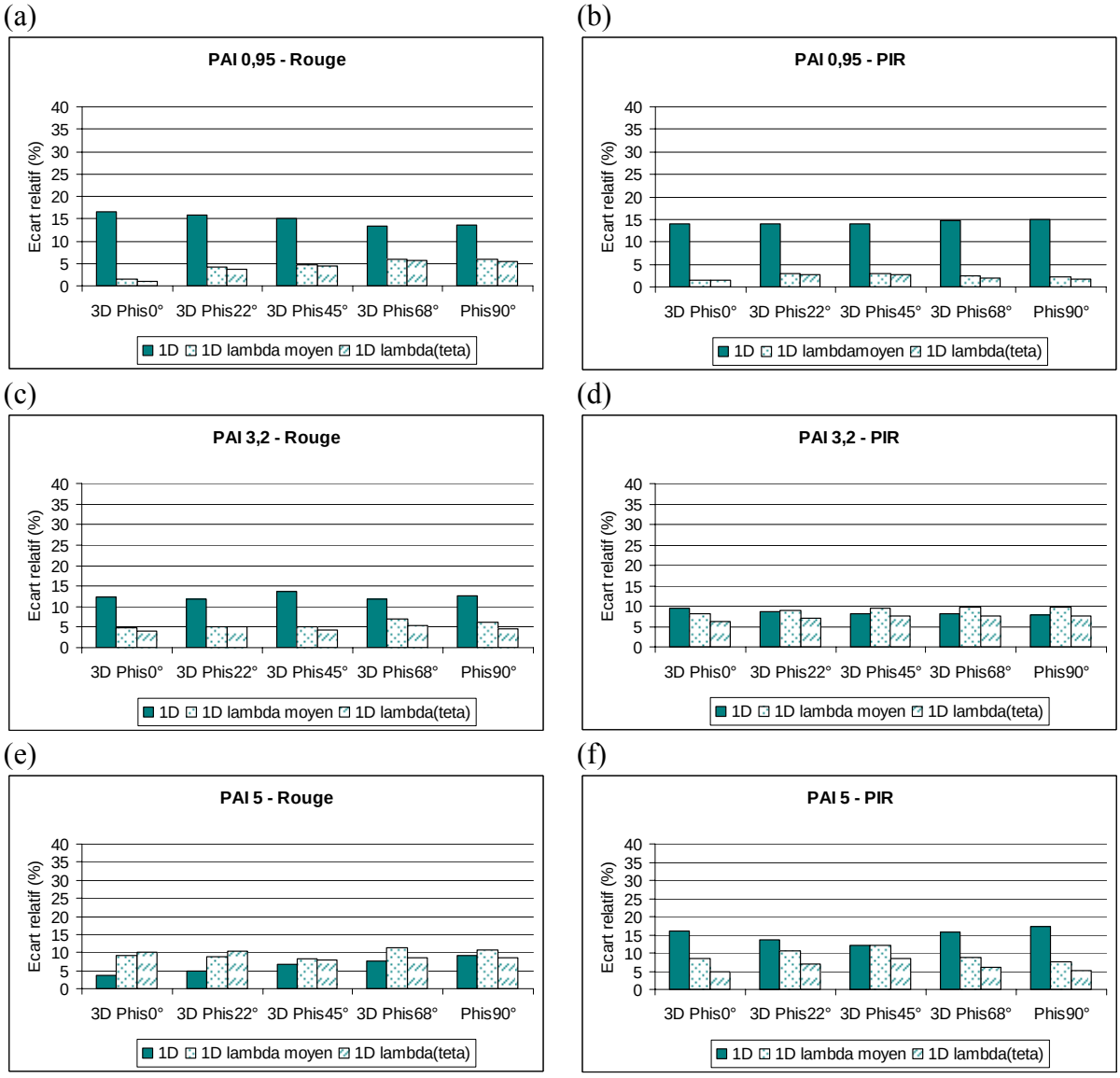


Figure A8-4:Ecart relatif entre la BRDF dans le **plan perpendiculaire** pour les simulations en 3D et les simulations en 1D et 1D agrégé pour les 3 stades phénologiques. Simulations réalisées avec un sol **limoneux lambertien** et un θs de **20°**.