

Direction des bibliothèques

AVIS

Ce document a été numérisé par la Division de la gestion des documents et des archives de l'Université de Montréal.

L'auteur a autorisé l'Université de Montréal à reproduire et diffuser, en totalité ou en partie, par quelque moyen que ce soit et sur quelque support que ce soit, et exclusivement à des fins non lucratives d'enseignement et de recherche, des copies de ce mémoire ou de cette thèse.

L'auteur et les coauteurs le cas échéant conservent la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent ce document. Ni la thèse ou le mémoire, ni des extraits substantiels de ce document, ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans l'autorisation de l'auteur.

Afin de se conformer à la Loi canadienne sur la protection des renseignements personnels, quelques formulaires secondaires, coordonnées ou signatures intégrées au texte ont pu être enlevés de ce document. Bien que cela ait pu affecter la pagination, il n'y a aucun contenu manquant.

NOTICE

This document was digitized by the Records Management & Archives Division of Université de Montréal.

The author of this thesis or dissertation has granted a nonexclusive license allowing Université de Montréal to reproduce and publish the document, in part or in whole, and in any format, solely for noncommercial educational and research purposes.

The author and co-authors if applicable retain copyright ownership and moral rights in this document. Neither the whole thesis or dissertation, nor substantial extracts from it, may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms, contact information or signatures may have been removed from the document. While this may affect the document page count, it does not represent any loss of content from the document.

Université de Montréal

**Estimation des paramètres biophysiques des cultures agricoles
par télédétection aéroportée**

par

Nadia El Khadji

Département de géographie

Faculté des arts et sciences

Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures
en vue de l'obtention du grade de Maître ès Science (M.Sc.)
en géographie

Décembre, 2008

© EL KHADJI, 2008



Université de Montréal
Faculté des études supérieures

Ce Mémoire intitulé :

**Estimation des paramètres biophysiques des cultures agricoles
par télédétection aéroportée**

présenté par :

Nadia EL KHADJI

a été évaluée par un jury composé des personnes suivantes :

Bhawan SINGH, président-rapporteur
François CAVAYAS, directeur de recherche
Benoît ST-ONGE, examinateur externe

Résumé

Plusieurs travaux démontrent que les données recueillies par les capteurs optiques sur le rayonnement solaire réfléchi par les canopées agricoles peuvent mener à une estimation valable des paramètres biophysiques tels l'indice foliaire (LAI) ou la fraction du couvert végétal (FCV). Ces paramètres sont des entrants dans des modèles agrométéorologiques permettant le suivi de la croissance des cultures ou la prédiction des récoltes. L'acquisition des données optiques pendant toute la période de croissance est donc nécessaire. Or, l'acquisition de ces données est assujettie aux bonnes conditions météorologiques. Ceci est un facteur qui limite sérieusement les possibilités d'application des données de télédétection à une échelle régionale et locale.

Pour cette raison, le laboratoire de télédétection de l'Université de Montréal, le Centre de recherche et développement en horticulture d'Agriculture et Agroalimentaire Canada à St Jean sur Richelieu (CRDH) et la compagnie GPR inc., ont décidé de travailler ensemble pour explorer le potentiel des données radar multi-polarisées. Pour ce faire, ils ont voulu établir des modèles empiriques d'estimation des paramètres biophysiques en se servant des données sur les coefficients de rétrodiffusion radar en divers modes de polarisation du signal. Une opération cruciale pour l'établissement de ces modèles est l'acquisition des données de terrain de qualité sur les paramètres biophysiques en synchronisme avec le passage des capteurs radar. Ils ont donc voulu évaluer le potentiel des données provenant des capteurs optiques incluant les données LiDAR pour fournir une «image» exhaustive des paramètres biophysiques par champ agricole à l'étude. Ce projet de maîtrise s'inscrit dans cette étape de ce projet de recherche. Deux paramètres biophysiques ont été choisis, l'indice foliaire (LAI) ainsi que la fraction du couvert végétal (FVC) parce que souvent utilisés comme intrants dans des modèles agrométéorologiques. Deux champs cultivés de maïs et de blé à l'intérieur de la ferme expérimentale de l'Acadie des CRDH.

Pour effectuer cette étude, nous nous sommes servis de données acquises par :

- Le CRDH sur le terrain durant toute la période de croissance sur deux champs, le premier semé de blé et le second de maïs ;
- Le capteur hyperspectral CASI lors d'un survol des deux champs vers la fin de la période de croissance ;
- Le système aéroporté de la compagnie GPR inc., comprenant une caméra numérique multispectral (DuncanTech) ainsi qu'un altimètre LiDAR à impulsions (OPTICON) lors des deux survols, un premier avant semence et un second vers la fin de la période de croissance.

Une recherche bibliographique nous a permis d'identifier une série de modèles empiriques d'estimation des paramètres biophysiques d'intérêt à partir des données multispectrales ou hyperspectrales. Tous ces modèles font appel à divers indices de végétation impliquant principalement les données mesurées dans les bandes rouge et proche infrarouge (NDVI, MSAVI, RDVI, etc.). Ces modèles ont été appliqués avec les données prises au terrain, CASI et DuncanTech et leurs résultats comparés aux données mesurées sur le terrain à certaines stations d'échantillonnage à l'intérieur des champs à l'étude.

Concernant le LAI, les résultats des analyses statistiques montrent les suivants :

- L'ensemble de modèles empiriques identifiés alimentés par les données de réflectance mesurées au sol «captent» bien les variations relatives et absolues de ce paramètre biophysique pendant l'ensemble de la saison de croissance ($EMQ < 0,5$). Certains modèles, notamment ceux employant l'indice standard NDVI, présentent cependant des problèmes particulièrement au début de la saison végétative. La régression des valeurs mesurées du LAI en fonction des valeurs des divers indices de végétation mène à des modèles d'estimation du LAI similaires à ceux identifiés dans la littérature à l'exception du modèle impliquant le NDVI.

- L'application des modèles empiriques identifiés dans la littérature ou développés au point 1 avec les données de la caméra DuncanTech ou du CASI montre l'adéquation de la quasi-totalité de ces modèles appliqués à des moments précis dans le temps (tout au moins vers la fin de la période de croissance) pour capter les variations relatives intra-champ du LAI. Cependant en termes d'estimation des valeurs absolues du LAI il y a sur- ou sous-estimation. Dans le cas de la caméra DuncanTech cette sur ou sous-estimation peut être attribué à l'utilisation des valeurs numériques pour le calcul des divers indices faute d'étalonnage des divers détecteurs. Dans le cas du CASI, elle est peut être attribuée aux corrections atmosphériques inadéquates appliquées aux données afin d'obtenir des valeurs de réflectance par pixel.

Concernant la FVC, l'absence d'estimations effectuées au sol de ce paramètre nous a forcé de procéder à des validations indirectes des divers modèles identifiés dans la littérature. Dans un premier temps nous avons utilisé les données de réflectance mesurées au sol durant toute la période de croissance afin d'estimer les valeurs de la FVC via les divers indices de végétation. La tendance de variation de la FVC a été par la suite comparée qualitativement à celle du LAI mesurée sur le terrain, en présumant que ces tendances devraient être similaires : plus la saison de croissance avance plus la FVC et le LAI augmentent jusqu'à l'atteinte d'un certain plateau. Dans un second temps nous avons estimé la fraction du couvert végétal par pixel en se servant des réflectances mesurées au sol dans le rouge et le proche infrarouge, en présumant que la réflectance mesurée est la somme des réflectances du sol à nu et de la végétation pondérées par leur fraction respective à l'intérieur du pixel. La relation entre la fraction ainsi estimée et la FVC estimée par les divers modèles en se servant des données des capteurs DuncanTech et CASI a été par la suite analysée. Ces méthodes de validation indirecte mènent à des conclusions similaires, à savoir, que les modèles impliquant un indice standard NDVI ajusté pour les

effets du sol (NDVI*) montrent le meilleur comportement pour les deux cultures analysées (blé et maïs). Ces indices demandent une estimation du NDVI correspondant à un pixel de sol à nu ainsi qu'un NDVI pour un pixel entièrement occupé par la végétation. Ceci peut se faire aisément par analyse de nos propres données, tel que démontrée dans cette étude.

Concernant les données LiDAR, les analyses effectuées ont montré que :

- 1) Les données acquises vers la fin de la période de croissance, particulièrement au-dessus d'une canopée dense comme celle du maïs, conduisent à des estimations erronées de sa hauteur. Il est donc nécessaire de posséder un modèle numérique de terrain au début de la croissance pour pouvoir mieux évaluer cette hauteur, tel que démontré dans cette étude.
- 2) Les données sur la hauteur de la canopée peuvent mener à des estimations précises des paramètres biophysiques recherchés. En effet, des tendances de relation forte entre la hauteur de la canopée à la grandeur des champs étudiés et des paramètres biophysiques estimés par les différents modèles empiriques ont été observées. Ceci confirme dans un sens les résultats des travaux d'autres auteurs qui ont démontré que les données LiDAR combinées à des modèles de distribution des feuilles des différentes plantes agricoles mènent à des estimations précises du LAI.

En guise des conclusions générales de cette étude, en rapport à son objectif principal qui était d'évaluer le potentiel des différents capteurs optiques (incluant le LiDAR) pour fournir une image exhaustive par champ des paramètres biophysiques recherchés, nous pouvons signaler que :

L'utilisation d'une caméra numérique simple, par rapport à un capteur sophistiqué comme le CASI, étalonné judicieusement avant et pendant le survol (avec l'utilisation des cibles au sol de réflectance connue) peuvent mener à des estimations précises par pixel du

LAI ou de la FVC. La résolution spatiale obtenue très fine au sol, 25 cm dans notre cas, permet d'obtenir une image très détaillée de l'état de la canopée.

L'utilisation des données sur la hauteur des cultures (maïs et blé) provenant du LiDAR est un atout indéniable pour obtenir une image plus raffinée des paramètres biophysiques. Par ailleurs la hauteur de la canopée est un paramètre qui peut mener à une meilleure compréhension du comportement du signal du radar. Cependant, les résultats des analyses démontrent que, tout au moins, le LiDAR utilisé avec un enregistrement des deux retours ne constitue pas un outil fiable pour l'estimation de la hauteur d'une canopée, particulièrement pour les canopées basses comme celles du blé. Le recours à un modèle numérique de terrain obtenu au début de la croissance est une solution mais à l'état actuel des choses elle est économiquement contraignante. Une partie de l'incertitude constatée peut être attribuée aux algorithmes de calcul du niveau du sol ainsi qu'aux algorithmes d'interpolation pour créer un modèle de surface. Selon nous c'est plutôt dans cette direction que les recherches dans ce domaine doivent être orientées dans le futur.

Mots-clés : Caméra numérique, LiDAR, LAI et FVC

Abstract

Several works demonstrate that the data taken in by the optical sensors on the reflected solar radiation by the agricultural forest canopies can lead to a valid estimation of the biophysical parameters such as the leaf area index (LAI) or the fraction of vegetation cover (FVC). These parameters are input in agrometeorological models allowing the follow-up of the growth of the plants or for the prediction of harvests. The acquisition of the optical data during the entire period of growth is thus necessary. However, the acquisition of these data is subjected to good weather conditions. This is a factor that seriously limits the application possibilities of the remote sensing data both at regional or local levels.

For that reason, the remote sensing laboratory of the University of Montreal, the Horticulture Research and Development Centre (HRDC) of Agriculture and Agri-food Canada of (St-Jean-sur-Richelieu) and the company GPR inc. decided to work together to investigate the potential of the multi-polarized radar data. To do it, they wanted to establish empirical models of estimation of the biophysical parameters by means of the data on the radar backscattering coefficients in diverse modes of polarization of the signal. A crucial operation for the establishment of these models is the acquisition of quality ground data on the biophysical parameters simultaneously with the passage of the radar sensors. They thus wanted to estimate the potential of the data resulting from optical sensors including the data from LiDAR to provide an exhaustive "picture" of the biophysical parameters per agricultural field in the study. The present master degree project fits in this stage of this research project. Two biophysical parameters were chosen, that is leaf area index (LAI) as well as the fraction of vegetation cover (FVC) because these are often used as input in agrometeorological models.

To make this study, we used data acquired:

- by the HRDC on the ground during the whole growing period on two fields, the first one sowed with wheat and the second with corn;
- by the CASI hyperspectral sensor during a flying over both fields towards the end of the period of growth;

- By the airborne system of the company GPR inc. comprising a multispectral digital camera (DuncanTech) as well as a LiDAR altimeter with impulses (OPTICON) during both flying, a first before seed and the second towards the end of the period of growth.

A literature review allowed us to identify a series of empirical models of estimation of the biophysical parameters of interest from the multispectral or hyperspectral data. All these models rely on diverse vegetation indices implying mainly the data measured in red bands and near infrared (NDVI, MSAVI, RDVI, etc.). These models were applied with the field data as well as, CASI and DuncanTech and their results compared with the field data measured on the ground at some sampling stations inside fields in the study.

Regarding the LAI, the results of the statistical analyses show that:

The set of identified empirical models fed by the data of reflectance measured on the ground "capture" well the relative and absolute variations from this biophysical parameter during the whole season of growth ($EMQ < 0.5$). Some models, in particular those using the standard index NDVI, present however problems particularly at the beginning of the vegetative season. The regression of the measured values of the LAI according to the values of the diverse vegetation index leads to models of estimation of the LAI similar to those identified in the literature with the exception of the identified model implying the NDVI.

The application of the empirical models identified in the literature or developed in the point 1 with the data from the camera DuncanTech or the CASI shows the adequacy of almost all of these models applied at the precise moments in the time (at least towards the end of the growing period) to get the relative variations intra-field of the LAI. However in terms of estimation of the absolute values of the LAI there is over or underestimation. In the case of the camera DuncanTech this over or underestimation can be attributed to the use of the numerical values for the calculation of the diverse indices due to the lack of calibration of the different sensors. In the case of the CASI, this can be attributed to the inadequate atmospheric corrections applied to the data to obtain reflectance values by pixel.

Concerning the FVC, the lack of estimations on the ground of this parameter forced us to proceed by indirect validation of the diverse models identified in the literature. At first we used the reflectance data measured on the ground during the whole period of growth to estimate the values of the FVC through various vegetation indices. The trend of variation of the FVC was afterward compared qualitatively with that of the LAI measured on the ground, assuming that these trends should be similar: the more the season of growth advances, the more the FVC and the LAI increase up to the reach of a certain plateau. In a second step we estimated the fraction of the vegetation cover per pixel by means of reflectances measured on the ground in the red and the near infrared, assuming that the measured reflectance is the sum of the reflectances of the nude ground and the vegetation balanced by their respective fraction inside the pixel. The relationship between this estimated fraction and the estimated FVC by the various models using data from the DuncanTech and CASI sensors was afterward analyzed. These indirect methods of validation lead to similar conclusions, namely, that the models implying a standard NDVI index adjusted for the effects of the soil (NDVI *) show the best behavior for both analyzed cultures (wheat and corn). These indices require an estimate of the NDVI corresponding to a pixel of bare soil as well as an NDVI for a pixel completely occupied by the vegetation. This can be easily made by analysing our own data, as demonstrated in this study.

Concerning the LiDAR data, the analyses we made showed that:

- 1) The data acquired towards the end of the period of growth, particularly over a forest dense canopy as that of corn, lead to erroneous estimations of its height. It is thus necessary to possess a digital model of ground at the beginning of the growth to be better able to estimate this height, such as demonstrated in this study.
- 2) The data on the height of the forest canopy can lead to accurate estimates of the biophysical parameters looked for. Indeed, patterns of strong relationship between the height of the forest canopy and the size of the studied fields and the biophysical parameters by the various empirical models were observed. This confirms in a sense the results of the works of the other authors who demonstrated that the LiDAR data combined with distribution models of leaves of different agricultural plants lead to precise estimations of the LAI.

As a general conclusion of this study, according to its main objective which was to estimate the potential of the various optical sensors (including the LiDAR) to provide an exhaustive image by field of the biophysical parameters looked for, we can report that:

The use of a simple digital camera, compared to a sophisticated sensor as the CASI, carefully calibrated before and during the flying (with the use of ground targets of known reflectance) can lead to precise estimates of the LAI per pixel or the FVC (VCF). The very fine spatial resolution obtained on the ground, 25 cm in our case, allows obtaining a very detailed picture of the state of the forest canopy.

The use of the data on the height of the cultures (corn and wheat) resulting from the LiDAR is an undeniable asset to obtain a more sophisticated image of the biophysical parameters. Moreover the height of the forest canopy is a parameter which can lead to a better understanding of the behaviour of the signal of the radar. However, the results of analyses demonstrate that, at least, the LiDAR used with a recording of two returns is not a reliable tool for estimating the height of a forest canopy, particularly for low forest canopies as those of wheat. The use of a digital terrain model of ground obtained at the beginning of the growth is a solution but at the current state of things it is economically binding. A part of the noticed uncertainty can be attributed to the algorithms of calculating of the ground level as well as to the interpolation algorithms to create a surface model. In our view it is rather in this direction that the researches in this domain must be oriented in the future

Keywords : Digital camera, LiDAR, LAI and FVC

Liste d'abréviations

ASD: Analytical Spectral Devices. INC. (Spectroradiomètre)

BB : Brearbrook

BG : Ste-Brigide

BT : Ste-Benoît

BX : Botreux

CASI: Compact Airbone Spectrographic Imager

EQM : Erreur quadratique moyenne

FVC: Fraction du couvert végétal

Fvc_NDVI : Fraction du couvert végétal estimée par NDVI

Fvc_VARI green : Fraction du couvert végétal estimée par VARI green

GPS: Global Positioning System

IMU: Intervall Minute Unity

LAI: Leaf Area Index

LIDAR: Light Detection And Ranging

OPTICON: Optical Infrared Co-ordination Network

PCI: Image-centric projects (logiciel)

LI : Limoneux

LR : Laprairie

SV : Sabrevoix

Table des matières

INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 : REVUE DE LITTÉRATURE	5
1.1 DÉFINITIONS	5
1.2 RELATION ENTRE LA RÉFLECTANCE DE LA VÉGÉTATION ET LES PARAMÈTRES BIOPHYSIQUES : GÉNÉRALITÉS	10
1.2.1 <i>La réflectance de la végétation</i>	12
1.2.2 <i>Les indices de végétation</i>	19
1.3 MÉTHODES D'ESTIMATION DU LAI	24
1.3.1 <i>Modèles empiriques fondés sur les indices de végétation</i>	26
1.4 MÉTHODES D'ESTIMATION DE LA FVC	27
1.4.1 <i>Modèles empiriques fondés sur les indices de végétation</i>	28
1.5 UNE FAÇON ALTERNATIVE D'ESTIMER LES PARAMETRES STRUCTURAUX D'UNE CANOPEE : LE ALTIMETRE LIDAR	34
1.5.1 <i>Introduction</i>	34
1.5.2 <i>Estimation des paramètres d'une canopée</i>	36
CHAPITRE 2 : DONNÉES ET MÉTHODES	40
2.1 SITE D'ÉTUDE.....	40
2.2 DONNÉES ET PRÉTRAITEMENTS	42
2.2.1 <i>Données terrain</i>	42
2.2.2 <i>Données de télédétection</i>	46
2.2.2.1 Les données LiDAR	46
2.2.2.2 Les données de la caméra numérique	49
2.2.2.3 Les données du capteur hyperspectral CASI	50
2.3 APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE.....	51
2.3.1 <i>Choix des indices et des modèles empiriques</i>	51
2.3.2 <i>Préparation des données</i>	54
2.3.2.1 Calcul de la droite de sol	54
2.3.2.2 Calcul de la hauteur des canopées	59
2.3.3 <i>Analyses statistiques</i>	61
CHAPITRE 3 : ESTIMATION DU LAI : RÉSULTATS	63

3.1	ANALYSE DES DONNÉES TERRAIN	63
3.1.1	<i>Validation des modèles empiriques</i>	63
3.1.2	<i>Développement des modèles empiriques</i>	67
3.2	ANALYSES DES DONNÉES DE TÉLÉDÉTECTION.....	69
3.2.1	<i>Analyses des données Duncan Tech</i>	71
3.2.2	<i>Analyses de données CASI</i>	75
3.3	POSSIBILITÉ D'ESTIMATION DU LAI PAR LES DONNÉES LiDAR	80
CHAPITRE 4 : ESTIMATION DE LA FVC ET RELATION AVEC LE LAI : RÉSULTATS.....		82
4.1	INTRODUCTION	82
4.2	VALIDATION QUALITATIVE DES MODÈLES D'ESTIMATION DE LA FVC	82
4.3	VALIDATION INDIRECTE DES MODÈLES D'ESTIMATION DE LA FVC	84
4.4	INTRODUCTION DES DONNÉES LiDAR	86
4.4.1	<i>Étude de la fraction du couvert végétal (FVC)</i>	87
4.4.1.1	Points au sol.....	87
4.4.1.2	Intervallé de hauteur	89
A.	Découpage en étages selon la hauteur.....	89
B.	Variation de la FVC en fonction de la hauteur.....	92
4.4.2	<i>Étude de la relation entre la hauteur et le LAI</i>	95
4.4.2.1	Variation du LAI en fonction de la hauteur.....	95
A.	Points au sol	95
B.	Intervalle d' hauteur	97
CHAPITRE 5 : DISCUSSION ET CONCLUSIONS.....		101
5.1	INTRODUCTION	101
5.2	ESTIMATION DU LAI.....	101
5.2.1	<i>Validation des modèles empiriques</i>	101
5.2.2	<i>Développement des modèles empiriques</i>	102
5.2.3	<i>Analyse des données de télédétection</i>	103
5.2.3.1	Analyse des données DuncanTech.....	104
5.2.3.2	Analyse des données CASI.....	105
5.3	VALIDATION DES MODÈLES EMPIRIQUES POUR LE CALCUL DE LA FVC.....	105
5.4	INTRODUCTION DES DONNÉES LiDAR	106
5.4.1	<i>Estimation de la hauteur des données LiDAR</i>	106
5.4.2	<i>Relations entre la FVC et la hauteur LiDAR</i>	107

5.4.3	<i>Relations entre le LAI et la hauteur LiDAR</i>	107
	CONCLUSIONS GÉNÉRALES	108
	ANNEXE I	I

Liste des tableaux

Tableau 2.1: Description des parcelles expérimentales de L'Acadie (source : CRDH).....	41
Tableau 2.2 : Données disponibles (A, B et C) pour le champ 917 (maïs grain) (source : CRDH)	43
Tableau 2.3 : Données disponibles (A, B et C) pour le champ 25 (Blé) (source : CRDH) .	45
Tableau 2.4: Caractéristiques techniques de l'altimètre laser	47
Tableau 2.5: Caractéristiques du survol LiDAR de juillet 2004.....	47
Tableau 2.6: Les caractéristiques des bandes spectrales de la caméra DuncanTech	49
Tableau 2.7: Indices de végétation utilisés	53
Tableau 2.8: Équations de prédiction du LAI à partir des indices de végétation	53
Tableau 2.9 : Équations de prédiction du taux de couverture.....	54
Tableau 2.10 : Équations de régression entre le PIR et le Rouge pour les deux types de sol et pour les deux images Duncan Tech et CASI.....	57
Tableau 2.11 : Valeurs de $NDVI_0$ selon les types de sol.	57
Tableau 2.12: Les coefficients de la corrélation entre la hauteur mesurée au sol et estimée par LiDAR pour les deux parcelles.....	59
Tableau 2.13 : Les caractéristiques de la régression entre la hauteur mesurée et celle estimée par les données LiDAR.....	61
Tableau 3.1: Intervalles des bandes spectrales utilisés pour le calcul des indices de végétation dans le cas multispectral.....	63
Tableau 3.2 : Coefficients de corrélation entre les LAI mesurés sur le terrain et estimés par les différents modèles empiriques retenus.	64
Tableau 3.3: Résultats de régression entre les LAI mesurés et estimés à partir des données terrain.	66
Tableau 3.4 : Les formules des équations de l'estimation du LAI par les indices de végétation développées des données au sol pour chaque parcelle.	67
Tableau 3.5: Corrélations entre le LAI mesuré et estimé par les équations de la littérature pour une fenêtre de 3 x3 (** la corrélation est significative au niveau 0,01(bilatéral))	73

Tableau 3.6: Corrélations entre le LAI mesuré et estimé par les équations développées pour une fenêtre de 3 x3	73
Tableau 3.7: Les caractéristiques de la corrélation entre le LAI mesuré et celui estimé par les équations de la littérature pour une fenêtre de 3 x3 (** la corrélation est significative au niveau 0,01(bilatéral)).	76
Tableau 3.8 : Les caractéristiques de la corrélation entre le LAI mesuré et celui estimé par les équations développées pour une fenêtre de 3 x3 (** la corrélation est significative au niveau 0,01(bilatéral)).	76
Tableau 3.9 : Caractéristiques de la corrélation entre le LAI mesuré et celui estimé par les équations de la littérature pour une fenêtre de 1x1 (** la corrélation est significative au niveau 0,01(bilatéral)).	77
Tableau 3.10 : Caractéristiques de la corrélation entre le LAI mesuré et celui estimé par les équations de la littérature pour une fenêtre de 1 x1 (** la corrélation est significative au niveau 0,01(bilatéral)).	77
Tableau 3.11: Corrélations entre le LAI mesuré au sol et la hauteur de la canopée.....	81
Tableau 4.1: Les valeurs de la réflectance (rouge et proche infra rouge) du sol et de la végétation	85
Tableau 4.2: Coefficients de corrélation entre les FVC calculées par différents modèles empiriques retenus et la fraction de la végétation.....	85
Tableau 4.3: Coefficients de corrélation entre les FVC calculées par différents modèles empiriques retenus et la hauteur.....	87
Tableau 4.4 : Coefficients de la corrélation entre le LAI estimé par différents modèles empiriques et la hauteur des données LiDAR.....	95
Tableau 5.1: Comparaison entre les EQM de l'estimation du LAI en utilisant des données au sol et de la littérature.	102
Tableau 5.2: Comparaison de la moyenne du LAI et EQM entre les modèles de la littérature« a) et développées «b) par les données sol.	103

Liste des figures

Figure 1.1: Variation du LAI selon le nombre des feuilles.....	6
Figure 1.2: Variation du LAI pendant la saison de croissance pour une plantation de soja. Les rangées des plantes ont une distance d'environ 45cm. Le bâton en avant a une hauteur d'environ 30 cm (source : Malone <i>et al.</i> , 2002).....	8
Figure 1.3: Illustration du concept de la fraction du couvert végétal	9
Figure 1.4: Évolution temporelle de l'indice de surface foliaire vert et pourcentage de couvert pour le blé (d'après Jackson <i>et al.</i> , 1983).....	10
Figure 1.5: Spectres d'absorption des chlorophylles a et b (Jensen, 2000).....	12
Figure 1.6: Structure interne de la feuille et les deux types de feuilles (Girard et Girard., 1999).	13
Figure 1.7 : Influence de la structure interne des feuilles sur leur comportement spectral (Girard et Girard, 1999).	14
Figure 1.8: Comportement spectral du sol et de la végétation en fonction des longueurs d'onde (Guyot, 1990).....	15
Figure 1.9: Réflectance mesurée du blé pendant la phase de la croissance (Gitelson <i>et al.</i> , 2002).	17
Figure 1.10: Effets de la concentration en chlorophylle sur la réflectance et la transmittance des feuilles de maïs ; la réflectance et la transmittance pour 0, 90 et 180 Kg /ha d'azote (N) équivaut à 0 %, 50 % et 100 % de taux de couverture (Daughtry <i>et al.</i> , 2000). ...	18
Figure 1.11: Variation du point d'inflexion λ_i de la réflectance foliaire pour une augmentation de la concentration de la chlorophylle (Demarez, 1997).....	19
Figure 1.12: Variation de NDVI (non corrigé : N_{app}) et NDVI corrigé (N_{corr}) en fonction du LAI.(FVC= 100%, visibilité horizontale de 15 km) (Carlson et Ripley, 1997)	21
Figure 1.13: Variation du $NDVI^2(N^2)$ en fonction de la fraction de la couverture végétative pour un seuil du LAI= 3 avec une atmosphère brumeuse (visibilité de 15km) (Carlson et Ripley, 1997).....	30

Figure 1.14: Variation de la réflectance (Bleu, rouge, vert et proche infrarouge) et des indices de végétation (NDVI, NDVI green) en fonction du pourcentage de la fraction végétative. (Gitelson et al., 2002).	31
Figure 1.15: Indices de végétation calculés avec un épaisseur optique de $\tau=0$ en fonction des indices de végétation calculés pour l'atmosphère $\tau=0.25$ (Gitelson et al., 2002).	32
Figure 1.16: (a) Comportement de la différence et de la somme de la réflectance du vert et du rouge avec la variation de la FVC, (b) Comportement des indices de végétation NDVI, NDVI Green et VARI avec la variation de la FVC (Gitelson et al., 2002).	33
Figure 1.17: Différence entre des retours discret et continu d'un échantillon vertical (Lim et al., 2003).	36
Figure 1.18: Fonctionnement d'un système Altimètre LIDAR (Ritchie et al., 1992).	37
Figure 2.1: Localisation des champs d'étude à la ferme expérimentale de l'Acadie.	40
Figure 2.2: Les points d'échantillonnages du LAI lors du passage de la caméra pour les deux cultures	45
Figure 2.3: Les points d'échantillonnage du LAI lors du passage CASI pour les deux cultures.	46
Figure 2.4: Les points captés par l'altimètre laser du premier retour pour les deux parcelles et leurs interpolations	48
Figure 2.5: La variance des deux champs et ses caractéristiques statistiques.	49
Figure 2.6 : Sensibilité spectrale (SS) des bandes de la caméra Duncan Tech comparativement à un spectre typique de la végétation.	52
Figure 2.7: Répartition de types de sol sur toute la ferme expérimentale de l'Acadie (source CRDH).	55
Figure 2.8 : Points échantillonnés pour les deux types de sol (+ : BX+BT; + : LI+SV) pour les deux types d'image a et b.	56
Figure 2.9: Droite du sol établie entre le Proche infra rouge et le Rouge pour les deux types de sol séparément et ensemble dans le cas des deux images CASI et Duncan Tech. ...	58

Figure 2.10: Hauteur de la culture estimée par LiDAR versus hauteur de la culture mesurée au sol.	60
Figure 2.11 : Hauteur estimée par LiDAR versus hauteur mesurée pour les deux cultures.	61
Figure 3.1: Relation entre le LAI mesuré et estimé à partir des données au sol.....	66
Figure 3.2 : La relation exponentielle entre le LAI mesuré et estimé par des indices de végétation calculés à partir des données de l'ASD pour les deux cultures.....	68
Figure 3.3: Évolution temporelle du LAI mesuré et des indices de végétation calculés par les données de réflectances mesurées par l'ASD avec localisation du passage CASI et Duncan Tech.	70
Figure 3.4: Changement de la réflectance dans les rouge, vert et proche infrarouge en fonction du LAI.....	71
Figure 3.5: Variation du LAI mesuré le 09 juillet et estimé par deux types d'équations a, b pour le blé.....	74
Figure 3.6 : Variation du LAI mesuré le 09 juillet et estimé par deux types d'équations a, b pour le maïs.....	75
Figure 3.7: LAI mesuré en fonction du LAI estimé par les indices de végétation NDVI, MTVI2, MSAVI et RDVI pour le maïs pour une fenêtre de 3x3.	78
Figure 3.8: LAI mesuré en fonction du LAI estimé par les indices de végétation NDVI, MTVI2, MSAVI et RDVI pour le blé pour une fenêtre de 3x3.....	80
Figure 3.9 : Variations du LAI en fonction de la hauteur mesurée et estimée pour les deux cultures.	81
Figure 4.1 : Dynamique temporelle du LAI et du taux de couverture calculé par différentes méthodes.	83
Figure 4.2: Différentes FVC calculées de données ASD au sol en fonction de la fraction de végétation «f1» au niveau des deux champs 25 et 917.....	86
Figure 4.3: Variation de la FVC estimée par différentes équations en fonction de la hauteur des données LiDAR pour les deux cultures.	88

Figure 4.4: Étagement de la hauteur LiDAR au niveau du champ 25 avec des intervalles de 2 cm.....	90
Figure 4.5 : Étagement de la hauteur LiDAR au niveau du champ 917 avec des intervalles de 10 cm.....	92
Figure 4.6: Variation de la moyenne de la FVC calculée par différents modèles en fonction de la moyenne de la hauteur de chaque étage.	94
Figure 4.7: Variation du LAI calculé par différentes équations a et b en fonction de la hauteur estimée des données LiDAR pour les deux cultures.....	97
Figure 4.8: Variation du LAI moyenne calculée par différentes équations a et b en fonction de la hauteur moyenne de différents étagements pour les deux cultures.	100

*A MES CHÈRS PARENTS QUI ONT
ATTENDU AVEC PATIENCE LES FRUITS
DE LEUR BONNE EDUCATION,...*

Remerciements

J'exprime ma profonde reconnaissance à François Cavayas mon directeur de recherche pour son aide précieuse et son soutien morale. Je le remercie également pour son support scientifique et soutenu et pour l'expérience qu'il m'a permis d'acquérir pendant la durée de mes études à l'université de Montréal. Mes remerciements les plus distingués pour le Département de géographie pour tout l'aide financière qu'il m'a fourni durant mon cursus d'étude.

J'aimerais également adresser mes remerciements à chacun des membres du laboratoire de géomatique et télédétection qui m'a aidé dans les travaux difficiles et m'a encouragée durant les moments difficiles. Merci à tous mes amis (e), sans exception.

Finalement, je remercie sincèrement mes chers parents, Driss et Zohra, qui ont admirablement su m'inculquer des valeurs remplies de sagesse, d'intelligence et de lucidité.

Grand merci pour mes frères et sœurs, je sens que vous êtes tous et toujours là pour m'encourager. Merci de m'avoir donné cette occasion d'étudier.

Introduction

La gestion efficace des ressources agricoles à l'échelle de la parcelle (agriculture de précision) nécessite une collecte de données fiables et précises sur l'état des cultures et ce tout au long de la saison de croissance. Ces mesures portent pour la plupart sur certains paramètres biophysiques caractéristiques des plantes et des canopées, notamment, la biomasse, le taux de couverture, la productivité primaire nette (PPN) et l'indice de surface foliaire (LAI). Ces paramètres sont des intrants à des modèles agrométéorologiques de suivi des cultures et de prédiction du rendement des cultures.

Les techniques de mesure des paramètres biophysiques sont nombreuses. Les coupes de biomasse représentent la technique standard (Sims *et al.* 1978). C'est une technique simple mais destructive et difficile à mettre en œuvre. De plus elle est limitée par sa lenteur, son coût, et notamment le nombre d'échantillons nécessaires pour atteindre des estimations fiables des paramètres biophysiques. C'est pour cette raison qu'il y a eu de nombreuses recherches pour établir des techniques de mesure indirectes qui sont plus économiques et plus rapides tout en demeurant aussi fiables que les techniques standards. Ces techniques indirectes font souvent appel à un appareillage spécial capable de mesurer le rayonnement solaire réfléchi ou transmis par des plantes, ce rayonnement étant directement influencé par les caractéristiques du couvert végétal. Elles peuvent se pratiquer sur le terrain ou à distance par télédétection aéroportée ou spatiale. La télédétection présente des atouts indéniables par rapport aux techniques de terrain (Ishiguro *et al.*, 1993; Bouman, 1995 ; Ten Berge *et al.*, 1995; Fazakas et Nilsson, 1996 ; Adams *et al.*, 2000): couverture des plusieurs champs agricoles à la fois et répétitivité des mesures, particulièrement à partir des satellites. Par ailleurs la plupart des méthodes sur le terrain nécessitent la mobilisation des ressources humaines importantes et n'offrent qu'une vue partielle des conditions des cultures (échantillonnage). En choisissant des capteurs offrant une résolution spatiale adéquate, la télédétection a l'avantage d'offrir une « image » exhaustive des conditions de culture au moment du passage du capteur. Ces dernières années l'arsenal de la télédétection spatiale s'est grandement renforcé avec la mise en orbite des nombreux radars à synthèse d'ouverture. Les radars présentent un intérêt majeur pour le suivi des cultures car,

contrairement à la télédétection du rayonnement solaire réfléchi, ils ne sont pas influencés par les nuages et dans une large mesure par les conditions météorologiques (Leblon *et al.*, 2000).

Afin d'évaluer la capacité du radar du satellite canadien RADARSAT-2 de fournir des données sur les paramètres biophysiques des cultures agricoles, un projet de recherche a été initié en 2004 entre le Centre de recherche et développement en horticulture (CRDH) d'Agriculture et agroalimentaire Canada, à St-Jean-sur-Richelieu (Québec), le laboratoire de télédétection de l'Université de Montréal, les compagnies privées SYNETIX inc. de Montréal et GPR Consultants de Boibriand¹. Plus particulièrement ce projet visait à établir des modèles empiriques d'estimation des paramètres biophysiques des cultures agricoles à partir des données mesurées par radar. Pour obtenir des données exhaustives sur ces paramètres afin d'étalonner ces modèles, il a été décidé d'explorer les possibilités qu'offre le système d'acquisition des données aéroportées opéré par la firme GPR Consultants comprenant un Altimètre LIDAR (OPTICON) ainsi qu'une caméra aéroportée (DuncanTech). Pour évaluer ces possibilités, des données recueillies sur le terrain ainsi qu'une image enregistrée par un capteur hyperspectral (CASI) ont été fournies par le CRDH. Ainsi étalonnés, les modèles reliant les coefficients de rétrodiffusion radar aux paramètres biophysiques des cultures représentatives du territoire, seraient par la suite appliqués à l'ensemble des parcelles dans le but d'obtenir des cartes récurrentes de la biomasse pendant la période végétative.

Notre projet de maîtrise s'inscrivait dans le volet d'analyse des données aéroportées comme moyens d'étalonnage des modèles radar. Les études antérieures nous laissaient entrevoir le grand potentiel des données acquises par le capteur hyperspectral CASI (Haboudane *et al.*,

¹ « Application des données radar multipolarisées et de LiDAR aéroporté pour le suivi des cultures », projet financé par l'Agence spatiale canadienne dans le cadre du programme de développement d'applications en observation de la Terre (PDAOT).

2004). L'utilisation d'un tel capteur sur une base opérationnelle demeure cependant difficile à supporter financièrement. L'imagerie satellitale de ce type, économiquement plus avantageuse, n'est pas encore largement disponible et sa résolution spatiale est plutôt grossière pour les opérations en agriculture de précision (ex. HYPERION). Les capacités des caméras numériques de fournir des données sur les paramètres biophysiques restent encore peu analysées. En effet, dans un contexte agricole quelques études sont déjà effectuées surtout avec des photographies multispectrales (Guissard *et al.*, 2005). Ceci est d'autant vrai pour les données LiDAR. Ce dernier a été introduit récemment dans les inventaires forestiers mais peu de choses sont connues en agriculture (Houldcroft *et al.*, 2005).

Plus spécifiquement notre étude vise à analyser les données aéroportées dans le but d'évaluer leur utilité comme méthodes indirectes d'estimation précise et exhaustive des paramètres biophysiques. Nous avons limité notre analyse à deux paramètres qui sont largement utilisés en modélisation des cultures agricoles : l'indice de surface foliaire (LAI) ainsi que la fraction du couvert végétal (FVC). Par ailleurs plusieurs modèles d'estimation de ces paramètres par les données de télédétection existent et sont bien documentés dans la littérature ce qui facilite grandement notre recherche. Parmi ces modèles nous avons choisi les modèles empiriques qui présentaient le plus d'intérêt dans le contexte de notre recherche. Nos hypothèses sont que des modèles empiriques existants peuvent être appliqués moyennant quelques ajustements dans le cas de notre territoire d'étude et nos capteurs et que les données multispectrales provenant de la caméra prises seule ou en combinaison avec les données LiDAR offrent des résultats équivalents à ceux anticipés par l'utilisation du capteur hyperspectral CASI.

Notre mémoire est divisé en cinq chapitres. Dans le premier chapitre, nous présentons une revue de la littérature sur les méthodes d'estimation empiriques des paramètres biophysiques afin de dégager celles qui seront utilisées pour nos analyses. Le deuxième

chapitre décrit le site à l'étude, les données ainsi que la méthodologie suivie. Le troisième et le quatrième chapitre présentent les résultats de nos analyses tandis que le cinquième et dernier chapitre discute de ces résultats.

Chapitre 1 : Revue de littérature

Ce chapitre présente une revue de la littérature sur l'estimation des paramètres biophysiques par des images multispectrales ou hyperspectrales de télédétection ainsi que par les données du LiDAR aéroporté. Après avoir défini les deux paramètres biophysiques d'intérêt dans cette recherche : l'indice de surface foliaire (LAI) ainsi que la fraction du couvert végétal (FVC), nous présenterons tour à tour les principes des modèles empiriques utilisés pour l'estimation de ces paramètres à partir des images optiques de télédétection ainsi que les travaux effectués avec les données LiDAR.

1.1 Définitions

L'indice de surface foliaire (ci-après appelé LAI : Leaf Area Index) est une mesure adimensionnelle de la quantité du feuillage vert d'une canopée. Il peut être décrit par l'équation suivante :

$$LAI = \frac{s}{S} \quad (1)$$

où :

s = la surface des feuilles (cm^2).

S = la surface du sol. (cm^2).

Le plus souvent le terme «s» est évalué en collectant des feuilles selon un plan d'échantillonnage et en mesurant la surface que chaque feuille occupe une fois apposée sur une surface horizontale. On parle aussi de la surface d'un seul côté de la feuille. Un exemple adapté de Malone *et al.* (2002) illustre mieux cette notion. Supposons que chaque groupe de trois feuilles des plantes de la figure 1.1 couvre 100 cm^2 et la surface du sol de la projection vertical de la plante est de 100 cm^2 . La plante avec les 15 feuilles aura donc un LAI de 5 tandis que l'autre avec les 9 feuilles aura un LAI de 3.

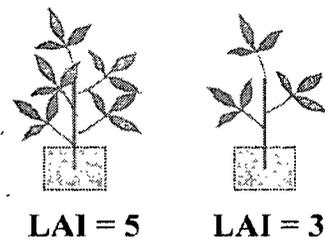


Figure 1.1: Variation du LAI selon le nombre des feuilles.

Asner *et al.* (2003), faisant la revue des divers ouvrages publiés depuis les années 1940 incluant des mesures du LAI, signalent que la majorité des auteurs utilisent cette définition. Ils rapportent aussi d'autres définitions proposées afin de palier les problèmes rencontrés dans la mesure du LAI lorsque les feuilles ne sont pas planophiles (exemple aiguilles des conifères) ou lorsque le feuillage pousse par groupes ou les feuilles sont enroulées. À titre d'exemple, Chen et Black (1992) définissent le LAI comme la surface foliaire totale qui intercepte le rayonnement solaire par m^2 de surface de sol. Selon Asner *et al.* (2003) la définition classique du LAI est plus adaptée aux méthodes traditionnelles d'estimation. Ces méthodes, appelées aussi méthodes directes, se basent sur la collecte des feuilles (cueillette sur des plants vivants ou trappes de feuilles après chute) et la prise des mesures planimétriques ou gravimétriques (pesée) (Jonkheere *et al.*, 2004). Depuis quelque temps des méthodes dites indirectes ont été introduites qui facilitent grandement l'estimation du LAI en termes de temps, de charge de travail et de technologie (Jonkheere *et al.*, 2004). Parmi ces méthodes nous retrouvons celles basées sur la différence des quantités du rayonnement solaire incident à une canopée et du rayonnement qui parvient jusqu'au sol, mesurées par des appareils spécialisés comme celui de la compagnie LICOR, le LAI-2000. Selon Asner *et al.* (2003) pour une telle méthode, une autre définition du LAI est plutôt de mise comme celle du LAI projeté horizontalement, i.e., la surface de l'« ombre » projetée par chaque feuille d'une canopée éclairée perpendiculairement par une source de lumière placée à une distance infinie (en incluant toutes les feuilles de la canopée). Selon les

résultats d'études rapportées par Jonckheere *et al.* (2004), le LAI estimé par des appareils comme le LAI-2000 est généralement inférieur de celui estimé par des méthodes directes et il y a saturation lorsque le LAI atteint la valeur 5. Cette valeur est généralement le maximum atteint par des cultures agricoles au dernier stade de leur croissance bien que dans certains cas des valeurs plus élevées sont rapportées dans la littérature (Asner *et al.*, 2003).

Que ce soit l'une ou l'autre des définitions adoptées, il est clair que le LAI est un paramètre qui ne prend en compte que le feuillage vert dont l'activité respiratoire et photosynthétique entraîne des échanges d'eau, de carbone et d'énergie avec le sol et l'atmosphère. C'est pourquoi le terme « LAI vert » est aussi utilisé. De ce fait le LAI est un indice clé pouvant être utilisé dans des modèles de croissance afin d'évaluer l'état des cultures et même prédire dès les premiers stades de croissance le potentiel de la récolte finale (Daughtry *et al.*, 1992).

Il n'en demeure pas moins que son estimation in situ, malgré l'introduction des méthodes de mesure indirectes, est une opération fastidieuse. De plus, son évolution dans le temps (voir figure 1.2) nécessite la répétition des mesures pendant la saison de croissance. Ce qui explique les nombreuses études effectuées depuis les 30 dernières années visant la mise au point des techniques d'estimation du LAI à partir de l'imagerie de télédétection. Si le LAI pouvait être estimé avec la précision recherchée, il est clair que l'imagerie surclasserait toute autre méthode indirecte, car ses données donneront une image exhaustive (à la limite de la résolution spatiale) des variations du LAI à l'intérieur même d'un champ agricole. Dans le cas des images satellitales les observations répétitives pendant la saison de croissance combleraient le besoin de surveillance de l'évolution du LAI.

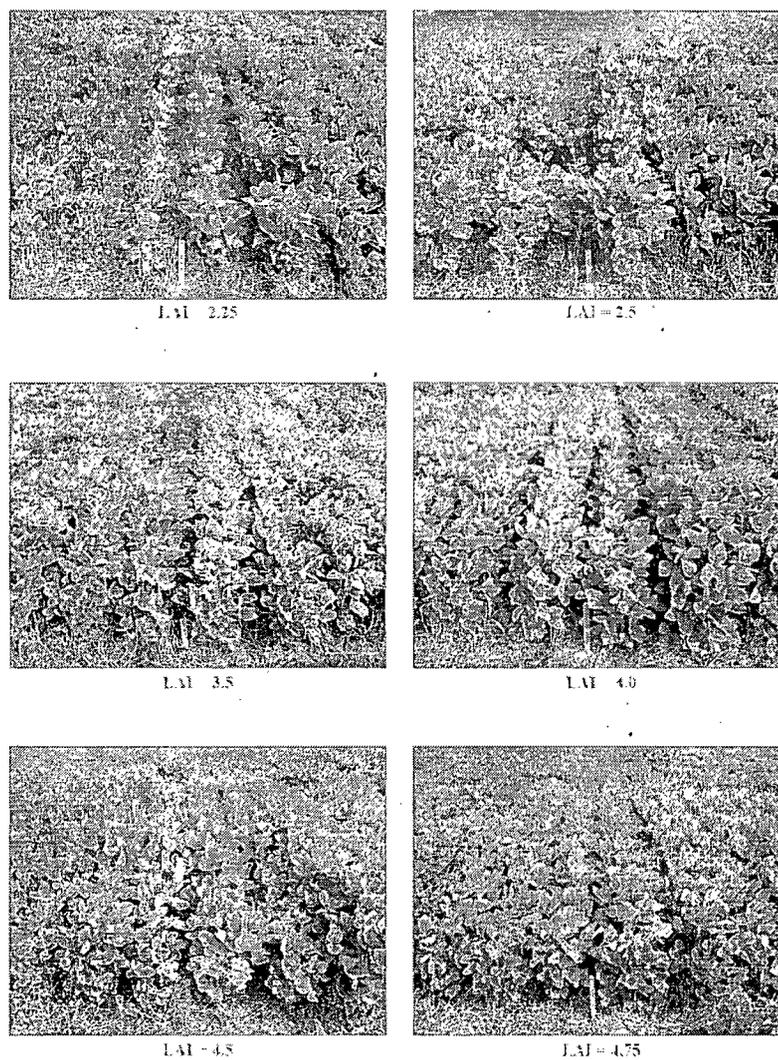


Figure 1.2: Variation du LAI pendant la saison de croissance pour une plantation de soja. Les rangées des plantes ont une distance d'environ 45cm. Le bâton en avant a une hauteur d'environ 30 cm (source : Malone *et al.*, 2002).

En plus du LAI, d'autres paramètres sont souvent utilisés, particulièrement avec les données de télédétection, tel le taux de couverture (fraction de la couverture végétative : FVC). Ce dernier est défini comme étant le pourcentage de la surface de sol couverte par

les feuilles. La figure 1.3 illustre cette notion. La distribution spatiale de ce paramètre dépend du type de végétation, de la disposition des plantes (écartement et orientation des rangs) et de leur stade de croissance (Baret, 1999).

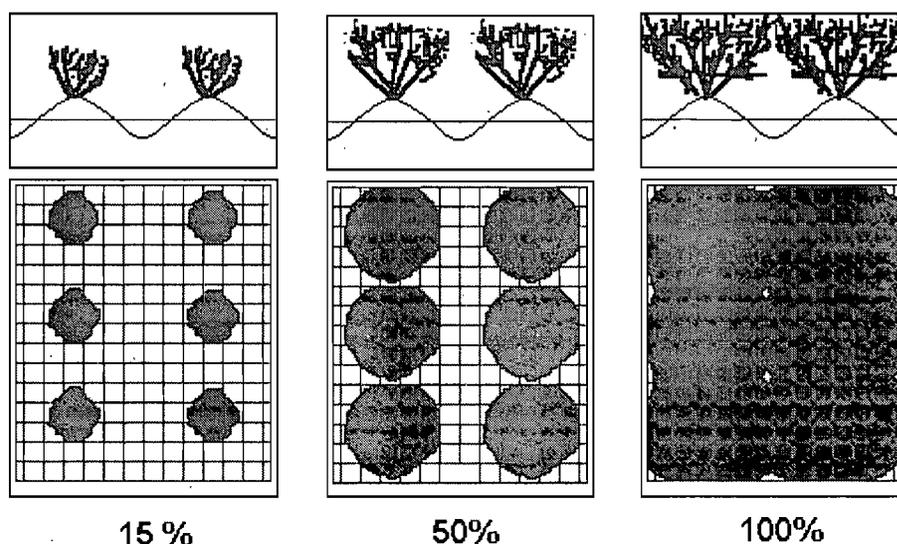


Figure 1.3: Illustration du concept de la fraction du couvert végétal

À la manière du LAI, la FCV augmente durant toute la phase de croissance jusqu'à atteindre une crête, à partir de laquelle on constate une diminution pendant la phase de maturité. La figure 1.4 montre un exemple de l'évolution de la FVC et du LAI d'une culture de blé en fonction du jour julien. Le temps de croissance nécessaire pour atteindre la crête et l'ampleur de la végétation ne sont pas les mêmes d'une année à l'autre ; ils peuvent varier selon les conditions environnementales ainsi que le type de culture (Jackson *et al.*, 1983).

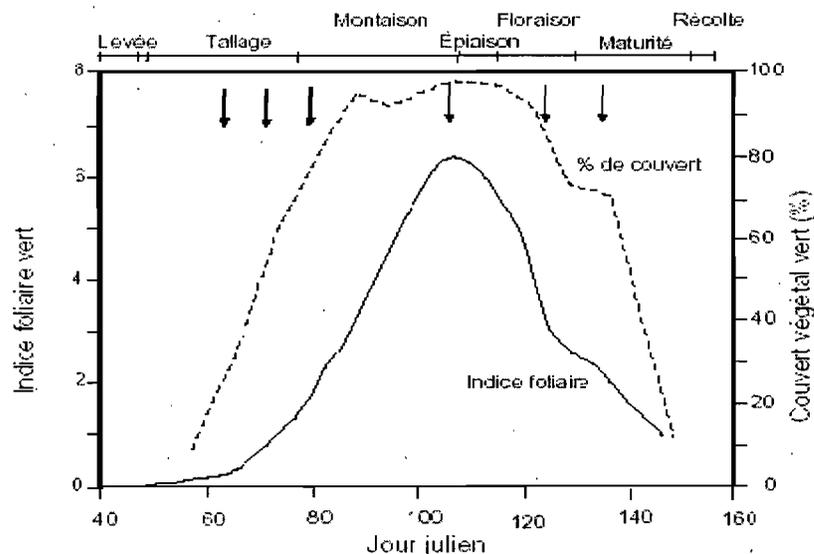


Figure 1.4: Évolution temporelle de l'indice de surface foliaire vert et pourcentage de couvert pour le blé (d'après Jackson et *al.*, 1983)

Pour la mesure de la FVC, il y a des méthodes indirectes in situ y compris des photographies (White et *al.*, 2000), mais cette approche est fastidieuse et onéreuse, surtout qu'elle nécessite un suivi dans le temps pour enregistrer la variation de la FVC en fonction de la croissance de la culture en question. Comme dans le cas du LAI, l'évaluation du potentiel de la télédétection pour l'estimation de la FVC est d'un intérêt immédiat.

1.2 Relation entre la réflectance de la végétation et les paramètres biophysiques : généralités

L'état des connaissances concernant l'estimation de ces deux paramètres d'intérêt, LAI et FVC, en utilisant les données de la télédétection, sera revu dans les paragraphes qui suivent.

Dans le cas de la télédétection fondée sur l'observation du rayonnement solaire réfléchi (de 400 nm à 3000 nm), toutes les méthodes d'estimation des paramètres biophysiques que nous examinerons plus loin utilisent d'une manière ou d'une autre les réflectances des canopées dans les différentes bandes spectrales d'opération du capteur. Pour les obtenir une série d'opérations est nécessaire :

1) Transformation des valeurs numériques en luminances (en $W/m^2/sr$) en se servant des coefficients d'étalonnage du capteur fournis par le constructeur du capteur ;

2) Estimation de la luminance d'un objet idéal (objet lambertien) en utilisant des valeurs connues par bande spectrale de l'éclairement solaire (en W/m^2) suivant les conditions d'acquisition des données (date et heure d'acquisition, position géographique du lieu étudié);

3) Estimation des réflectances des objets en prenant le rapport entre les luminances réelles et la luminance de l'objet idéal (facteurs de réflectance).

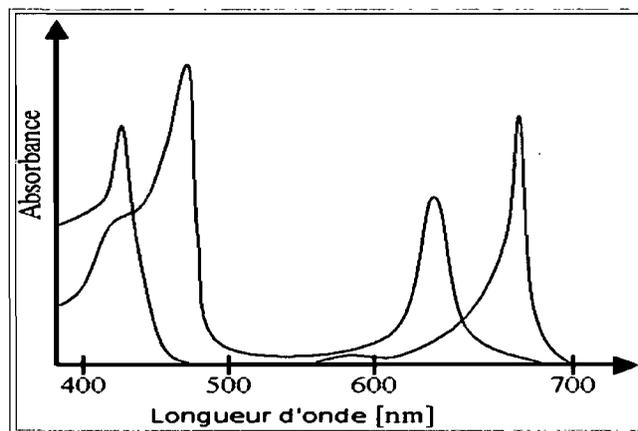
Puisque les luminances réelles sont altérées par l'atmosphère qui intervient entre l'objet et les capteurs, les réflectances sont ajustées en conséquence. Particulièrement pour les observations effectuées à partir des satellites, cet ajustement est absolument nécessaire compte tenu de l'intervention de l'ensemble de l'atmosphère. Malgré l'avancement des connaissances dans ce domaine, les corrections des réflectances pour les effets atmosphériques demeurent encore aujourd'hui difficiles à mettre en pratique particulièrement à cause de la variabilité importante des deux composantes clés de l'atmosphère : les aérosols (effets sur les réflectances surtout dans la partie du visible) et la vapeur d'eau (effets sur les réflectances surtout dans la partie de l'infrarouge). L'influence des effets atmosphériques sur les méthodes d'estimation du LAI par télédétection sont

discutées dans plusieurs publications (voir par exemple Broge et Leblanc, 2000). Cette question des corrections atmosphériques n'est pas examinée dans le présent travail car les images utilisées, comme nous le verrons dans le chapitre suivant, ont été acquises par avion à 700 m d'altitude par temps clair, minimisant ainsi les effets de l'atmosphère.

1.2.1 La réflectance de la végétation

Les méthodes d'estimation des paramètres biophysiques s'appuient sur les différences de propriétés optiques de la végétation entre les trois grands domaines du spectre solaire : visible, proche infrarouge et infrarouge à ondes courtes.

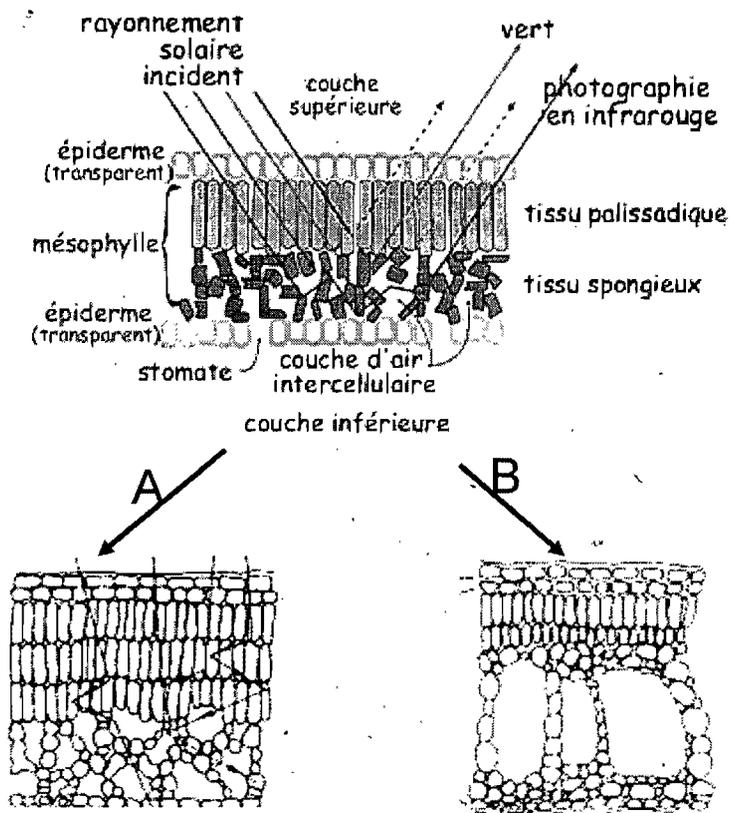
Dans le visible, les végétaux ont une réflectance faible (moins de 10%). La réflectance est particulièrement basse (forte absorptance) dans le bleu (400-500 nm) et le rouge (600-700 nm) avec un pic aux alentours de 550 nm (vert). Ce comportement est dû aux pigments foliaires principaux, la chlorophylle a et b (Taiz et Zeiger, 1998) dont les caractéristiques d'absorption sont illustrées par la figure 1.5.



Rouge : chlorophylle a, vert : chlorophylle b

Figure 1.5: Spectres d'absorption des chlorophylles a et b (Jensen, 2000).

Dans le proche infrarouge ce n'est plus les pigments qui définissent le comportement spectral de la végétation, mais plutôt la structure de la feuille qui est mise en jeu. En effet, les épidermes supérieur et inférieur des feuilles développent une fonction protectrice contre les rayonnements électromagnétiques, pourtant la région mésophylle est la partie la plus importante dans l'interaction avec le rayonnement électromagnétique incident. Selon le développement des parenchymes palissadique et spongieux (lacuneux), on aura une réflectance qui changera au niveau de proche infrarouge (figure 1.6).



A : Parenchyme palissadique très développé et parenchyme lacuneux peu développé; B : Parenchyme palissadique peu développé et parenchyme lacuneux très développé.

Figure 1.6: Structure interne de la feuille et les deux types de feuilles (Girard et Girard., 1999).

Dans l'infrarouge à courtes longueurs d'onde (ou infrarouge moyen selon certains auteurs) le facteur qui conditionne le comportement réfléchitif est la teneur en eau des végétaux. La réflectance est plus faible que dans le proche infrarouge avec une forte absorptance du rayonnement solaire aux alentours de 1450 nm et de 2000 nm.

La figure 1.7 illustre le comportement distinct de la végétation dans les trois parties du spectre solaire selon la structure des feuilles A et B montrée à la figure précédente. Cependant, ce comportement varie dans le temps en fonction de la variation des facteurs mentionnés ci-dessus. Ainsi lorsque la végétation est en phase active de croissance, la réflectance diminue dans le visible et l'infrarouge moyen et augmente dans le proche infrarouge (figure 1.8) et inversement dans le cas de la sénescence où la végétation peut avoir un comportement voisin de celui du sol (Guyot, 1990).

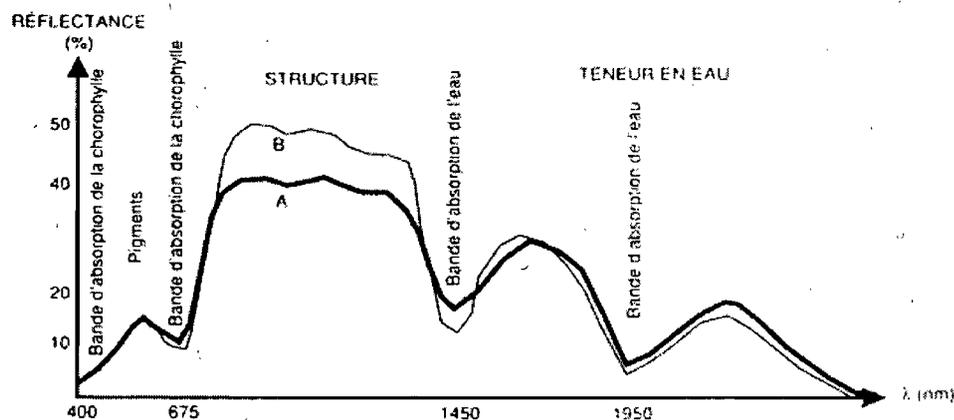


Figure 1.7 : Influence de la structure interne des feuilles sur leur comportement spectral (Girard et Girard, 1999).

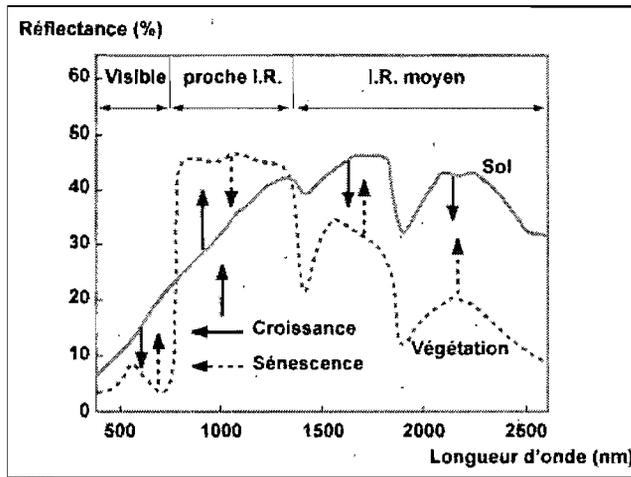


Figure 1.8: Comportement spectral du sol et de la végétation en fonction des longueurs d'onde (Guyot, 1990).

Avant de clore cette brève explication sur le comportement réflectif de la végétation, nous devons mentionner deux phénomènes dont la compréhension est importante pour le reste de notre exposé sur l'estimation des paramètres biophysiques : la baisse relative de la réflectance dans le proche infrarouge ainsi que les effets de la concentration en chlorophylle.

Gitelson *et al.* (2002) ont mesuré la variation de la réflectance au cours de la croissance du blé dans plusieurs sites expérimentaux. La figure 1.9 montre les réflectances moyennes mesurées au 16^e jour de la croissance (FVC <10%), au 30^e jour (FVC entre 20 et 40%), au 45^e jour (FVC entre 60 et 80%) et enfin au 59^e jour (FVC entre 85 et 100%). La réflectance dans le visible a diminué d'une façon constante durant la période de croissance. La diminution était plus prononcée dans le vert et le rouge (550 nm; 710 nm) et moins importante dans le bleu (400-500 nm). Dans le proche infrarouge, la réflectance a augmenté jusqu'au stade de l'épiaison pour atteindre quelques 50% mais par la suite (59^e jour) la

réflectance a baissé à 35%, malgré le fait que la couverture végétative n'a pas cessé d'augmenter.

D'autres auteurs ont aussi observé cette baisse de réflectance dans le proche infrarouge. Ainsi selon Leamer *et al.* (1978) la réflectance dans le proche infrarouge pour la culture de blé diminue de 20% quand la FVC augmente de 55% à 80%. Tucker *et al.* (1981) ont montré quant à eux, que la diminution de la réflectance du proche infrarouge a lieu quand la FVC dépasse de 60%. Plusieurs raisons sont évoquées dans la littérature pour expliquer cette baisse de la réflectance au niveau de proche infrarouge. Selon certains auteurs cela est dû d'une part au changement de l'orientation des feuilles. En effet l'orientation de la feuille peut passer de l'horizontale à la verticale à un certain stade de la croissance (Colwell 1974; Jackson et Ezra 1985). Jackson et Pinter (1986) ont trouvé que l'architecture de la canopée détermine les directions de réflexion possibles pour le rayonnement incident. L'arrangement d'une canopée verticale composée de feuilles erectophiles permet une dispersion plus importante du rayonnement qu'un arrangement horizontal de feuilles planophiles. Ainsi, pour une végétation erectophile, il y a plus de radiations qui sont absorbées dans la canopée ce qui diminue la réflectance dans le proche infrarouge. D'autre part, la diminution de la réflectance du proche infrarouge est due au fait qu'au stade phénologique de la croissance du blé par exemple, les feuilles inférieures commencent à devenir brunes en raison du manque de la chlorophylle. Il en découle une diminution dans le nombre de strates de la structure de la feuille. Ceci engendre une baisse de la réflectance dans le proche infrarouge (Leamer *et al.*, 1980). Cette diminution de la réflectance du proche infrarouge peut également être expliquée par l'humidité de sol. Cette augmentation de l'humidité du sol peut diminuer la réflectance du proche infrarouge (Jackson *et al.*, 1983).

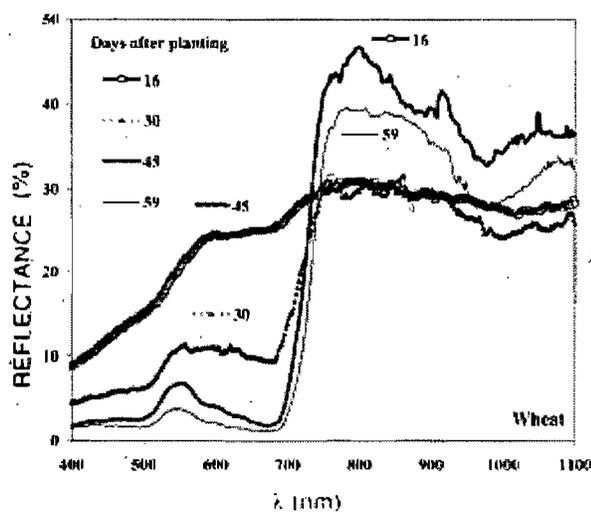


Figure 1.9: Réflectance mesurée du blé pendant la phase de la croissance (Gitelson *et al.*, 2002).

Concernant les effets de la concentration de la chlorophylle, Daughtry *et al.* (2000) ont étudié le comportement réflectif de maïs en fonction de la quantité d'engrais appliquée. Cette quantité a des répercussions sur la concentration en chlorophylle et par ricochet sur la transmittance et la réflectance des feuilles du maïs (figure 1.10).

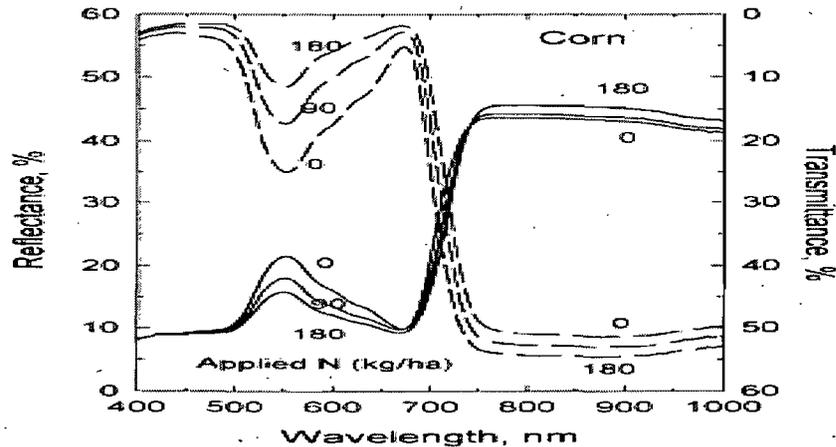


Figure 1.10: Effets de la concentration en chlorophylle sur la réflectance et la transmittance des feuilles de maïs ; la réflectance et la transmittance pour 0, 90 et 180 Kg /ha d'azote (N) équivaut à 0 %, 50 % et 100 % de taux de couverture (Daughtry *et al.*, 2000).

Par ailleurs, la concentration en chlorophylle a été étudiée par la détection du point d'inflexion de la réflectance appelé communément «red edge» (Guyot, 1989). Ce point d'inflexion a été défini comme une région spectrale à la limite du rouge et du proche-infrarouge caractérisée par une forte augmentation de la réflectance des plantes. Mathématiquement parlant, c'est donc la longueur d'onde où la dérivée de la courbe de réflectance spectrale atteint sa valeur maximale. Elle est caractérisée par une brusque augmentation de la réflectance foliaire, qui est due à une diminution de l'absorption de la chlorophylle (Gitelson *et al.*, 2002). Comme illustré par la figure ci-dessous le point d'inflexion migre vers les longueurs d'onde plus courtes (bleu) dans le cas de la sénescence et se déplace vers le rouge dans le cas d'une forte densité de la végétation où subsiste une forte concentration de chlorophylle. Pour cette raison, Carter *et Ripley* (1994) ont utilisé cette zone pour la détection du stress d'un couvert végétal en définissant le déplacement et l'amplitude de cette zone.

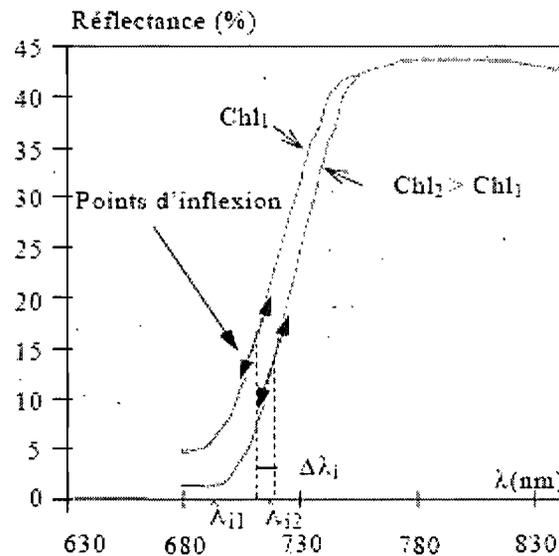


Figure 1.11: Variation du point d'inflexion λ_i de la réflectance foliaire pour une augmentation de la concentration de la chlorophylle (Demarez, 1997)

1.2.2 Les indices de végétation

Plusieurs méthodes d'estimation des paramètres biophysiques ne font pas appel directement aux réflectances mesurées dans chacune des bandes spectrales d'un capteur, mais plutôt aux indices de végétation. Ces indices de végétation sont des combinaisons, linéaires ou non, des réflectances mesurées dans deux ou plusieurs bandes spectrales dans les trois domaines mentionnés en 1.2.1. Le recours aux indices de végétation se justifie par leur meilleure sensibilité à la variation de biomasse, comparativement aux bandes prises séparément (Asrar *et al.*, 1984).

Avant de présenter les différents indices, il importe ici de faire une distinction entre les indices de végétation calculés sur la base des réflectances obtenues par un capteur multispectral et celles obtenues par un capteur hyperspectral. Contrairement aux capteurs multispectraux qui mesurent le rayonnement solaire réfléchi dans quelques bandes

spectrales, les capteurs hyperspectraux le font dans une centaine de bandes. Ce découpage spectral fin, autorise le calcul des indices de végétation exprimant mieux les nuances du comportement réflectif de la végétation (figures 1.8 à 1.10).

Nombreux sont les indices proposés afin d'estimer divers paramètres biophysiques des couverts végétaux. Historiquement, l'un des premiers indices utilisés est le NDVI (Normalized Deviation Vegetation Index) proposé par Rouse et al. (1974) qui est calculé comme suit :

$$NDVI = \frac{(\rho_n - \rho_r)}{(\rho_n + \rho_r)} \quad (2)$$

où :

ρ_n = la réflectance dans le proche infrarouge

ρ_r = la réflectance dans le rouge

La différence entre proche infrarouge et rouge met en évidence les caractéristiques spectrales propres à la végétation telles que mentionnées plus haut. La normalisation par la somme des réflectances permet de minimiser certains effets atmosphériques ou encore le bruit radiométrique inhérent aux données de télédétection. Cependant plusieurs recherches ont montré que cet indice conduit à des mauvaises estimations des paramètres biophysiques à cause principalement des effets atmosphériques, des effets du sol (particulièrement au début de la croissance), de l'effet de saturation (à la fin de la croissance) et de l'effet de la concentration de la chlorophylle. Nous aborderons par la suite les principaux indices proposés pour améliorer les estimations des paramètres biophysiques en fonction des différents effets mentionnés.

1) L'effet de l'atmosphère :

La correction partielle ou imparfaite des effets atmosphériques a une influence importante sur le calcul du NDVI et par la suite sur l'estimation des paramètres biophysiques (Carlson et Ripley, 1997) (figure 1.12). Les indices dits « résistants à l'atmosphère » ont été proposés afin de minimiser l'effet de l'atmosphère (Kaufman et Tanré, 1992). Mais tel que mentionné dans notre recherche nous ne tiendrons pas compte de l'atmosphère et ces indices ne seront pas examinés ici.

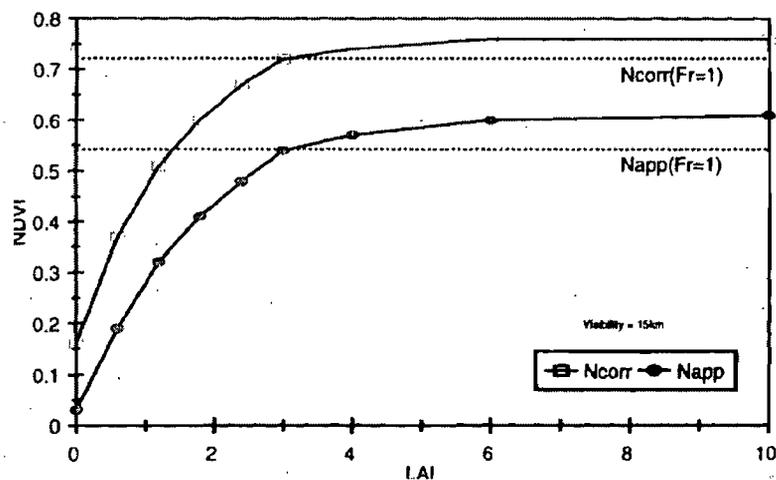


Figure 1.12: Variation de NDVI (non corrigé : N_{app}) et NDVI corrigé (N_{corr}) en fonction du LAI.(FVC= 100%, visibilité horizontale de 15 km) (Carlson et Ripley, 1997)

2) L'effet du sol

Au début de la saison, le recouvrement de la végétation est partiel, ce qui augmente l'effet du sol sur la réflectance mesurée par le capteur. Ceci a amené certains auteurs à chercher un indice qui conserve les particularités du NDVI dans l'estimation de la biomasse tout en minimisant l'effet du sol. Parmi les premiers indices proposés dans ce but nous trouvons le Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI; Huete, 1988). L'ajustement du NDVI se fait par l'introduction dans l'équation (2) d'une constante établie empiriquement. Qi *et al.* (1994) pour leur part ont proposé une autre formulation d'un indice ajusté pour les effets du sol qui

incorpore dans sa formulation des coefficients rendant (en principe) le SAVI libre de constantes empiriques. Ce nouvel indice est le MSAVI (*Modified Soil Adjusted Vegetation Index*) :

$$MSAVI = \frac{2\rho_n + 1 - \sqrt{\left(2\rho_n + 1\right)^2 - (8\rho_n - \rho_r)}}{2} \quad (3)$$

où

ρ_n = la réflectance du proche infrarouge

ρ_r = la réflectance du rouge

3) La saturation

Le NDVI comme tout autre indice qui utilise le proche infrarouge, montre des problèmes d'insensibilité aux variations de la biomasse végétale lorsque cette dernière arrive au terme de sa croissance (saturation) (Huete *et al.*, 1997 ; Carlson et Ripley, 1997). Tel que mentionné en 1.2.1 ceci est expliqué par le comportement particulier de la végétation dans le proche infrarouge (figure 1.7). Pour résoudre ce problème Roujean et Breon (1995) ont proposé le RDVI (*Renormalized Difference Vegetation Index*; Équation 5) qui combine les propriétés des indices DVI (*Difference Vegetation Index*; Équation 4) de Jordan (1969) et NDVI afin de mieux estimer les faibles et fortes valeurs du LAI. L'équation 6 montre le même indice tel que calculé dans le cas des bandes d'un capteur hyperspectral centrées dans les longueurs d'onde indiquées.

$$DVI = \rho_n - \rho_r \quad (4)$$

où

ρ_n = la réflectance du proche infrarouge

ρ_r = la réflectance du rouge

$$RDVI = \sqrt{NDVI * DVI} \quad (5)$$

$$RDVI = \frac{(\rho_{800} - \rho_{670})}{\sqrt{(\rho_{800} + \rho_{670})}} \quad (6)$$

où

ρ_{800} = la réflectance de la longueur d'onde 800 nm

ρ_{670} = la réflectance de la longueur d'onde 670 nm

4) Les effets du contenu en chlorophylle

Le LAI, le taux de couverture et le contenu en chlorophylle ont des effets semblables sur la réflectance particulièrement dans le vert (550 nm) et au niveau de la « la limite du rouge » (red edge : 750 nm). Les indices proposés pour découpler les effets de la chlorophylle des paramètres biophysiques ne sont calculables qu'à partir des données d'un capteur hyperspectral (Daughtry *et al.*, 2000; Haboudane *et al.*, 2004). Haboudane *et al.* (2004) ont développé l'indice MTVI2 (*Modified Triangular Vegetation Index 2*), qui minimise l'effet du contenu en chlorophylle. Cet indice tient compte des bandes critiques de la chlorophylle en introduisant les différences entre le rouge 670 nm et le vert 550 nm ainsi qu'entre le proche infrarouge 800 nm et le vert 550 nm (Équation 7).

$$MTVI2 = \frac{[1.5 * [1.2 * (\rho_{800} - \rho_{550}) - 2.5 * (\rho_{670} - \rho_{550})]]}{(2 * \rho_{800} + 1)^2 - (6 * \rho_{800} - 5 * \sqrt{\rho_{670}}) - 0.5} \quad (7)$$

où

ρ_{800} = la réflectance de la longueur d'onde 800 nm.

ρ_{670} = la réflectance de la longueur d'onde 670 nm.

ρ_{550} = la réflectance de la longueur d'onde 550 nm.

1.3 Méthodes d'estimation du LAI

Guissard *et al.* (2005) présentent une revue des approches utilisées pour l'estimation du LAI à partir des données de télédétection. Ils les classent en trois catégories : la modélisation déterministe, la modélisation semi-empirique, et la modélisation empirique.

La modélisation déterministe est fondée sur des équations du transfert radiatif du rayonnement solaire dans le trajet : source de rayonnement, canopée (incluant le sol sous-jacent) et capteur. Le résultat est la réflectance spectrale observable au-dessus de la canopée. Pour ce faire la structure de la canopée doit être décrite. En faisant varier les paramètres structuraux de la canopée (dont le LAI) il est ainsi possible de simuler la réflectance qui aurait dû être observée par le capteur. En spécifiant la réflectance observée il est ainsi possible d'estimer le LAI par inversion du modèle. Guissard *et al.* (2005) signalent que ces modèles, malgré leur intérêt pour la compréhension des mécanismes de réflexion du rayonnement, sont difficiles à mettre en opération dans une perspective de suivi des cultures. Le nombre de paramètres nécessaires pour leur fonctionnement est très élevé pour fournir un système opérationnel applicable sous n'importe quelle condition à des cultures et des sols spatialement variables.

La modélisation semi-empirique fait appel aussi à des modèles physiques pour simuler les réflectances des canopées sous des conditions variables des paramètres structuraux. Les réflectances simulées ainsi que les paramètres structuraux sont souvent présentés sous forme des tables de correspondance (Look up tables). Tenant compte des cultures typiques ainsi que des caractéristiques physiques de la région étudiée, il est possible de simuler le comportement d'une large gamme de cultures locales. Une fois les tables de correspondance créées, il est possible d'établir une relation empirique entre le LAI et les réflectances. Il est ainsi aisé, sachant les réflectances observées par le capteur, d'estimer le

LAI de la canopée au moment d'observation par le capteur. Selon Guissard *et al.* (2005), à l'état actuel de l'art, ces modèles présentent le plus d'intérêt. Leur point faible demeure principalement l'acquisition des données de base représentatives de la région agricole afin de générer les réflectances par le modèle physique.

La modélisation empirique pour sa part fait appel à des relations statistiques établis entre les réflectances observées par le capteur et les LAI mesurées in situ. La plupart de ces modèles n'utilisent pas directement les réflectances observées, mais des combinaisons des réflectances via les indices de végétation. Ces modèles donnent des résultats très valables pour les cultures et les conditions des champs similaires à celles qui ont servi à l'établissement des relations statistiques. Dans le cas contraire les estimations du LAI sont de moindre qualité.

En concluant leur étude Guissard *et al.* (2005) estiment que l'erreur moyenne quadratique en termes de LAI obtenue par les différentes approches de modélisation est inférieure à 2 et elle est inférieure à 1 pour les canopées avec un faible LAI (en deçà de 1).

Dans notre recherche nous ferons appel à des modèles empiriques. Telle que spécifiée en introduction, cette recherche s'inscrit dans un projet qui avait besoin des estimations des LAI au niveau des champs utilisés comme sites témoins pour l'étude du signal radar. Ces modèles étaient donc les seuls à pouvoir fournir des estimations des LAI de manière rapide et sur la base du pixel des images radar. Ainsi dans la section qui suit nous réviserons les modèles empiriques établis pour diverses cultures sur lesquelles nous fonderons nos analyses présentées aux chapitres 3 et 4.

1.3.1 Modèles empiriques fondés sur les indices de végétation

Les modèles empiriques présentés ici ont été établis par des analyses statistiques des jeux de données expérimentales ou simulées (Asrar *et al.*, 1984, Haboudane 2004).

Malgré les problèmes rencontrés avec le NDVI, cet indice est couramment utilisé en imagerie multispectrale. Guissard *et al.* (2005) rapportent les résultats d'une étude effectuée en 1989 avec des photographies multispectrales d'une culture céréalière. L'erreur moyenne quadratique d'estimation du LAI à partir du NDVI se situait à 0.21 pour un LAI moyen de 1, à 2.33 pour un LAI moyen de 3.7 et à 1.35 pour un LAI moyen de 5.27. Bach (1998) pour sa part rapporte les résultats d'une étude effectuée en 1995 établissant la relation empirique suivante entre le LAI et le NDVI pour des cultures de maïs :

$$LAI = 6.1 NDVI^{1.97} - 0.28 \quad (8)$$

Selon l'étude, cette relation est stable et valide pour des données multi-temporelles et multi-capteurs. Bach utilise cette relation avec des données TM Landsat acquises à différents moments pendant la période de croissance des cultures de maïs. Les LAI ainsi estimés étaient utilisés pour ajuster un modèle agrométéorologique de prédiction de la récolte. Ils évaluent à 13% l'erreur relative entre la récolte prévue (six semaines avant le moment de la récolte) et la vraie récolte avec un coefficient de détermination de 0.42%.

Nous n'avons pas pu trouver dans la littérature consultée une étude montrant la relation établie entre le MSAVI estimé à partir des données multispectrales et le LAI. Haboudane *et al.* (2004) donnent la relation suivante pour les capteurs hyperspectraux :

$$LAI = 0.1663 * \exp(4.2731 * MSAVI) \quad (9)$$

L'erreur moyenne quadratique (EMQ) d'estimation du LAI à partir du MSAVI se situait à 0.43, 0.58 et 0.79 pour les cultures de soja, de maïs et de blé respectivement.

Haboudane *et al.* (2004) ont testé la validité des indices qui « résistent » aux effets du contenu en chlorophylle à la haute couverture ($LAI > 3$) par des données hyperspectrales en comparant l'indice MTVI2 et le RDVI qui n'est pas résistant à ces effets. Les relations empiriques sont présentées par les équations 10 et 11.

$$LAI = 0,2227 * \exp(3.6566 * MTVI2) \quad (10)$$

$$LAI = 0.0918 * \exp(6.0002 * RDVI) \quad (11)$$

En règle générale, étant donné que MTVI2 a l'avantage de découpler l'effet de la chlorophylle du LAI, une relation statistiquement plus forte a été obtenue avec cet indice que le RDVI. À titre indicatif, l'erreur moyenne quadratique obtenue avec le MTVI2 était de l'ordre de 0.28, 0.46 et 0.85, pour le soja, le maïs et le blé respectivement, tandis que dans le cas de RDVI les valeurs de EMQ étaient de 0.75, 0.66 et 0.79 pour les mêmes cultures (Haboudane *et al.*, 2004).

Les modèles présentés par les équations 8 à 11 seront utilisés dans cette recherche.

1.4 Méthodes d'estimation de la FVC

Jiménez-Muñoz *et al.* (2005) classent les méthodes d'estimation de la FVC en deux catégories : démixage spectral et indices de végétation. Brièvement, le démixage spectral a été développé afin d'extraire l'information sur le « taux de couverture » par un matériau quelconque, dont la végétation, au niveau d'un pixel. On émet l'hypothèse que la réflectance d'un pixel est la combinaison linéaire des réflectances des matériaux types ("End-members") qui sont compris dans un pixel pondérées par la superficie relative qu'ils occupent au sein de ce pixel (Camacho-De *et al.*, 2004). Le démixage spectral permet de séparer la fraction de la couverture végétale du sol de même la végétation verte de la sénescence. Les spectres des matériaux types peuvent être puisées dans des bibliothèques

des propriétés spectrales connues, des mesures in situ ou être dérivés potentiellement de l'image elle-même (Plaza *et al.*, 2002; Plaza *et al.*, 2004). Cette méthode n'a pas été utilisée dans cette étude. Les paragraphes qui suivent décrivent les principaux modèles empiriques établis entre la FVC et les indices de végétation.

1.4.1 Modèles empiriques fondés sur les indices de végétation

Comme dans le cas du LAI, le NDVI est largement utilisé pour estimer la FVC. À titre d'exemple Lawrence *et al.* (1999) établissent la relation suivante ($R^2=0.7040$) à l'aide des données TM de Landsat :

$$FCV = 9.78 + 45.35 * x + 105.11 * x^2 + 510.84 * x^3 - 725.10 * x^4 \quad (12)$$

où x = NDVI

Cependant, le NDVI peut mener à des estimations erronées de la FVC à cause des effets mentionnés de l'atmosphère, du sol et de la saturation. Ainsi afin de minimiser les effets du

$$NDVI^* = \frac{NDVI - NDVI_0}{NDVI_\infty - NDVI_0} \quad (13)$$

sol Gillies *et al.* (1997) ont proposé une nouvelle formulation de NDVI, le NDVI*. Cette nouvelle formulation est la suivante :

où

$NDVI_0$: Valeur du NDVI pour un sol à nu (environ 0,15),

$NDVI_\infty$: Valeur du NDVI pour un sol couvert complètement de végétation (à la limite égale à 1).

Pour adapter la valeur de $NDVI_0$ aux propriétés du sol dans la zone à l'étude, des échantillons des réflectances des sols à nu sont analysés dans l'espace Rouge-PIR. La

relation établie entre les réflectances dans ces deux bandes est utilisée comme suit pour calculer le $NDVI_0$:

$$\rho_n = a\rho_r + b \quad (14)$$

$$NDVI_0 = \frac{(a-1)\rho_r + b}{(a+1)\rho_r + b} \quad (15)$$

Où

ρ_n = la réflectance du proche infrarouge

ρ_r = la réflectance du rouge

a : la pente de la droite de sol

b : ordonnée à l'origine de la droite de sol

Les valeurs de $NDVI_0$ et $NDVI_\infty$ varient d'un auteur à l'autre d'après les mesures effectuées. Nous citons ci-dessous les valeurs proposées par quelques auteurs :

Gutman & Ignatov (1998) : $NDVI_0 = 0.04$, $NDVI_\infty = 0.52$.

Sobrino & Raissouni (2000) : $NDVI_0 = 0.20$, $NDVI_\infty = 0.50$.

Jiménez-Muñoz *et al.* (2005) : $NDVI_0 = 0.13$, $NDVI_\infty = 0.80$ (Calculé d'après les spectres de la bibliothèque spectrale d'ASTER).

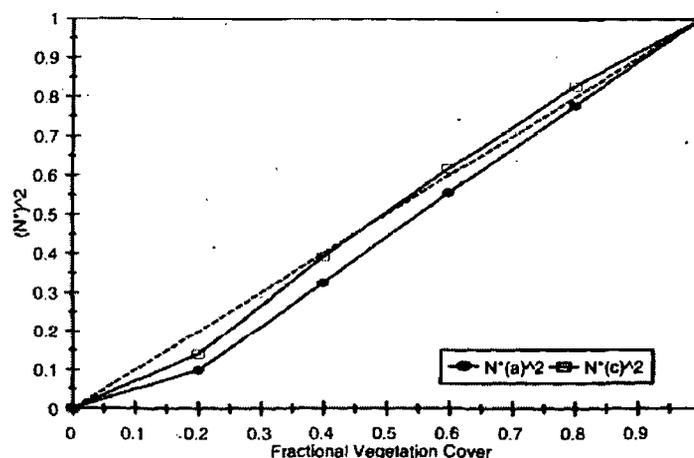
Selon Gutman et Ignatov (1998) la FVC est égale à $NDVI^*$:

$$FVC = NDVI^* \quad (16)$$

Carlson et Ripley (1997), entre autres, avancent cependant que la FVC est plutôt fonction du carré du $NDVI^*$:

$$FVC = NDVI^{*2} \quad (17)$$

Les auteurs ont établi cette relation en simulant les réflectances du couvert végétal en fonction de la FVC sous différentes conditions atmosphériques (Figure 1.13)



● : NDVI non corrigé, ■ : NDVI corrigé, : la droite 1 : 1.

Figure 1.13: Variation du $NDVI^2(N^2)$ en fonction de la fraction de la couverture végétative pour un seuil du LAI= 3 avec une atmosphère brumeuse (visibilité de 15km) (Carlson et Ripley, 1997).

Gitelson *et al.* (2002) pour leur part ont étudié les propriétés spectrales de la culture de blé en fonction de la fraction de la couverture végétative dans le but de développer un indice qui varie d'une façon linéaire selon la FVC dans l'intervalle entier entre 0% et 100%. Pour enlever les effets de saturation du proche infrarouge (voir figure 1.9), les auteurs n'ont utilisé que les bandes du visible. Ils ont comparé ainsi le NDVI avec un autre indice le NDVI green où le PIR est remplacé par le vert. La figure 1.14 montre clairement que l'usage des bandes dans le visible réduit passablement les effets introduits par l'usage du proche infrarouge.

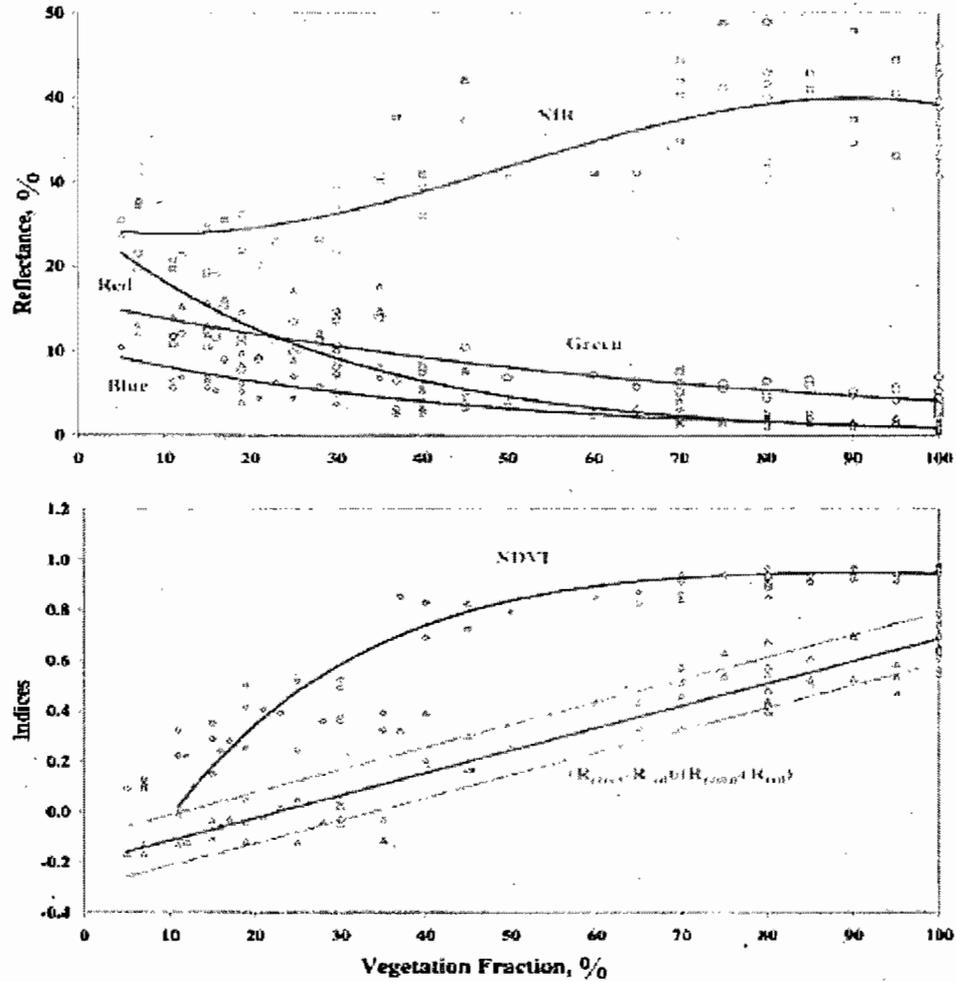


Figure 1.14: Variation de la réflectance (Bleu, rouge, vert et proche infrarouge) et des indices de végétation (NDVI, NDVI green) en fonction du pourcentage de la fraction végétative. (Gitelson et al., 2002).

Cependant le NDVI green est influencé par les effets atmosphériques. Ainsi Gitelson *et al.* (2002) proposent plutôt l'indice VARI-green où l'on introduit la bande bleu à la manière des indices résistants à l'atmosphère (section 1.2.2) :

$$VARI_{green} = \frac{\rho_{green} - \rho_r}{\rho_{green} + \rho_r - \rho_{blue}} \quad (18)$$

ρ_r = la réflectance du rouge

ρ_{green} = la réflectance du verre.

ρ_{blue} = la réflectance du bleu.

La figure 1.15 montre l'amélioration obtenue en introduisant la bande bleue.

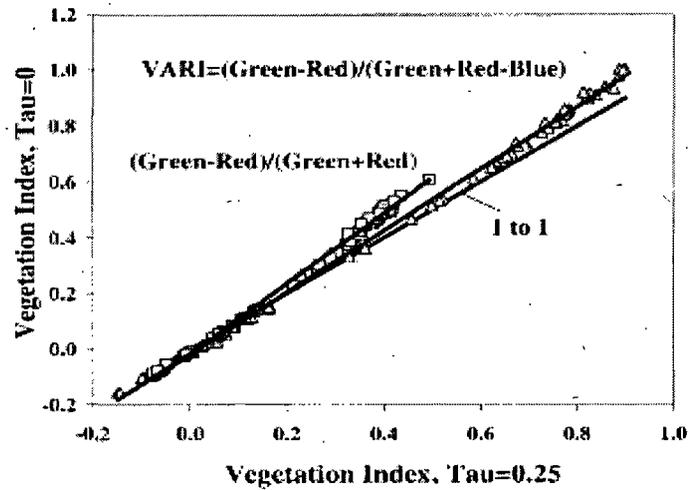
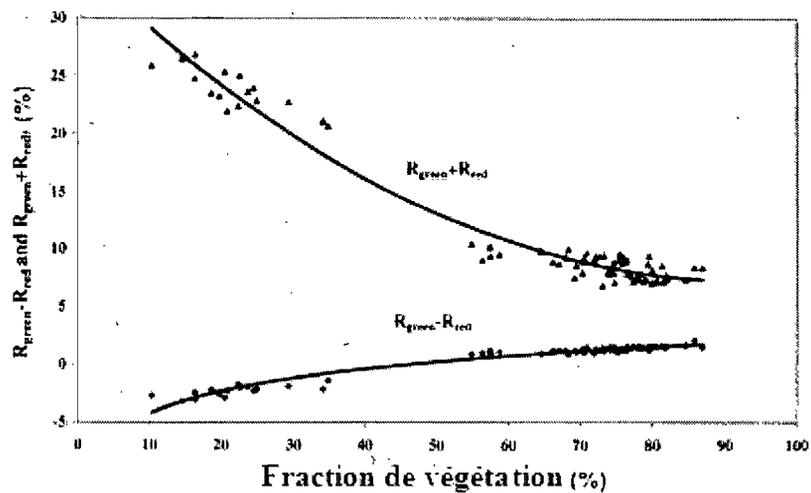


Figure 1.15: Indices de végétation calculés avec un épaisseur optique de $\text{Tau}=0$ en fonction des indices de végétation calculés pour l'atmosphère $\text{Tau}=0.25$ (Gitelson *et al.*, 2002).

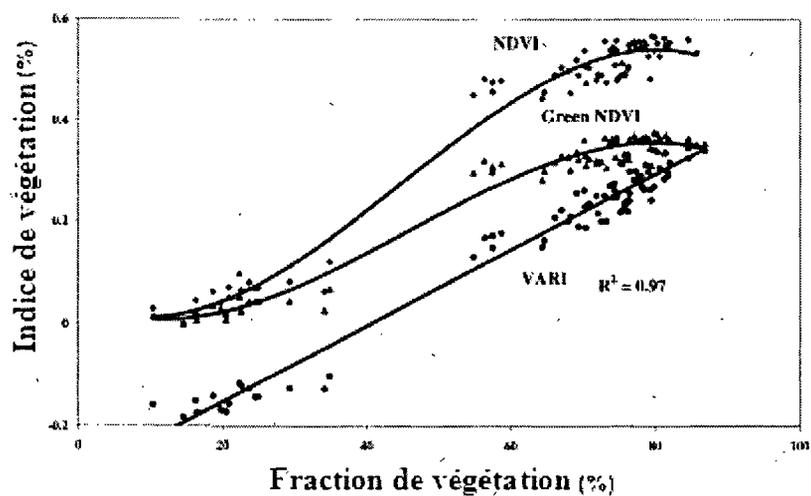
La relation établie entre le FVC et l'indice VARI green par Gitelson *et al.* (2002) est la suivante (culture de blé) avec une erreur de 10%:

$$\text{FVC}\% = 84.75 \text{ VARI} + 22.78 \quad (19)$$

La figure 1.16a montre qu'au cours de la croissance (augmentation de la FVC), la différence de la réflectance du vert et du rouge augmente et la somme de ces derniers diminue successivement. Pour le comportement des indices, quand le FVC excède 55 %, la sensibilité de NDVI et NDVI Green diminue considérablement. Par contre le VARI green reste sensible à l'augmentation de la FVC (Figure 1.16b) (Gitelson *et al.*, 2002).



(a)



(b)

Figure 1.16: (a) Comportement de la différence et de la somme de la réflectance du vert et du rouge avec la variation de la FVC, (b) Comportement des indices de végétation NDVI, NDVI Green et VARI avec la variation de la FVC (Gitelson *et al.*, 2002).

Jiménez-Muñoz et al. (2005) ont évalué les différentes méthodes d'estimation de FVC. La mesure de FVC in situ a été effectuée à l'aide des photographies hémisphériques (Martínez *et al.*, 2004). Les auteurs arrivent à la conclusion, que les deux indices testés dans leur étude, soit le NDVI et le VARI green, donnent de bons résultats, en particulier le VARI green avec une incertitude dans l'estimation de FVC inférieure à 10%.

Les modèles présentés par les équations 16, 17 et 19 seront utilisés dans cette recherche.

1.5 Une façon alternative d'estimer les paramètres structuraux d'une canopée : le Altimètre LIDAR

1.5.1 Introduction

Le LiDAR (Light Detection And Ranging) est une technique de télédétection active. Le capteur produit un rayonnement laser dirigé vers la scène. Les objets réfléchissent une partie de ce rayonnement vers le capteur. La mesure du temps écoulé entre l'émission du rayonnement et sa réception permet au LiDAR d'établir la localisation de l'objet par rapport au capteur. Les lasers permettent aussi de mesurer l'intensité du signal (Wehr et Lohr, 1999). Il y a deux types de systèmes LiDAR selon le mode d'émission. Un à impulsion qui utilise le temps de parcours (time of light) pour mesurer la portée et un autre à émission continu (modulation d'amplitude ou de fréquence) qui mesure la portée par décalage. Pourtant, selon le mode d'enregistrement de l'énergie retournée, on trouve les LiDAR à retour discret (discrete return), qui est un algorithme qui détecte et enregistre en temps réel les pics d'amplitude et les lidars (full waveform ou waveform digitization WFD) à échantillonnage d'amplitude qui mesure l'amplitude de l'énergie retournée à une fréquence d'environ une mesure par nanoseconde, ceci pendant des dizaines de nanosecondes. Ce faisceau laser, qu'il soit continu ou discret, est émis à des longueurs

d'ondes dans l'ultraviolet, le vert ou l'infrarouge (qui est la partie la plus sécuritaire pour l'œil humain). C'est dans l'infrarouge où l'intensité du signal autorise des plus grandes altitudes de vol.

Les LiDAR sont capables de mesurer deux ou plusieurs « retours » du même point visé. Ceci est particulièrement utile pour les études dans les territoires ayant un couvert végétal. Ainsi, en principe, le premier retour correspondra à la cime des végétaux tandis que le dernier, au sol sous-jacent dans notre cas. Le système à impulsions tient typiquement compte des deux retours, ces deux signaux sont enregistrés pour chaque impulsion émise. L'information obtenue en mode continu est la quantité d'énergie retournée au récepteur pour une série d'intervalles de temps égaux (figure 1.17). Les CW lasers sont aussi appelé «CW à large empreinte» (Lefsky et al., 1999). Cette nomenclature est valide lorsque l'empreinte au sol a un diamètre décamétrique (de 8 à 70 m) selon l'altitude de vol. Par contre dans le cas où le LiDAR est en mode discret ou CW est à petite empreinte (de 0.2 à 0.9 m) (Means et al., 1999). Seul le Altimètre LIDAR à impulsions comme celui utilisé dans notre projet sera examiné par la suite.

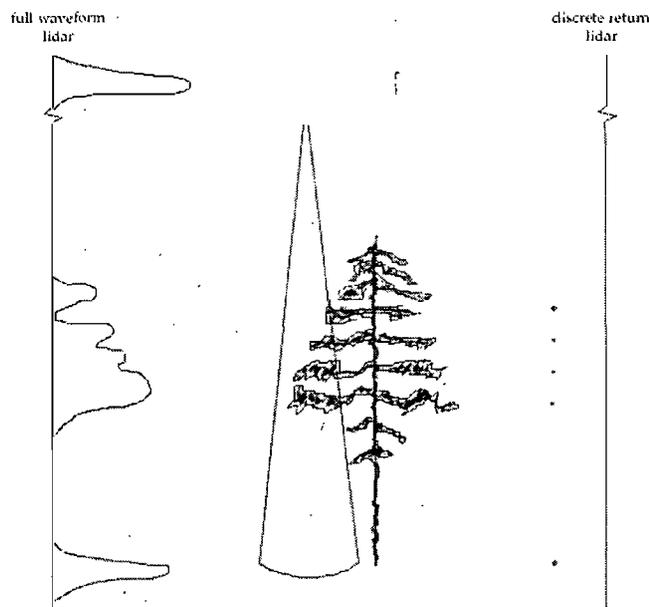


Figure 1.17: Différence entre des retours discret et continu d'un échantillon vertical (Lim et al., 2003)

1.5.2 Estimation des paramètres d'une canopée

Comme son nom l'indique le Altimètre LIDAR a comme but premier de mesurer l'altitude du terrain visé. Afin de pouvoir calculer l'altitude absolue du terrain, l'altimètre est couplé à un récepteur GPS (Global positionnig system) ainsi qu'un système de navigation inertiel INS (Inertial Navigation System) pour mesurer l'orientation de la plate-forme au moment d'acquisition des données (Lim *et al.*, 2003 ; Ritchie *et al.*, 1992). La figure 1.18 schématise le processus d'acquisition des données. L'altimètre opère par échantillonnage causé par les impulsions laser. L'opérateur peut fixer l'intervalle au sol entre les points échantillons (densité de balayage). Généralement l'erreur d'estimation de l'altitude du sol sans couvert végétal est faible. Davenport *et al.* (2004) évaluent d'une façon approfondie l'incertitude associée à l'estimation de l'altitude dans un tel cas. Ils concluent qu'elle est en général de l'ordre de 20 cm mais sous certaines conditions elle peut atteindre les 40 cm.

D'autres études donnent aussi des résultats comparables. À titre d'exemple, Baltsavias (1999a) trouve une incertitude se situant entre 10 et 20 cm. D'autres études rapportent des erreurs altimétriques inférieures à 30 cm sous couvert forestier (Hodgson *et al.*, 2003 ; Hodgson *et al.*, 2004). Par ailleurs, Krabill *et al.* (1980) ont conclu que la hauteur estimée par les données LiDAR et par photogrammétrie, montrent des relations linéaires avec une erreur systématique de 12 à 27 cm dans les secteurs ouverts et de 50 cm pour les régions de boisés. Baltsavias *et al.* (1999b) ont analysé ces deux méthodes, Altimètre LIDAR et photogrammétrie, pour la génération des modèles numériques d'altitude (MNA). Ils concluent que le système LiDAR est plus précis que la photogrammétrie. Dans le cas des terrains qui ont une inclinaison inférieure à 30%, le LiDAR montre une erreur systématique de 5 à 20 cm, due principalement aux incertitudes liées au GPS.

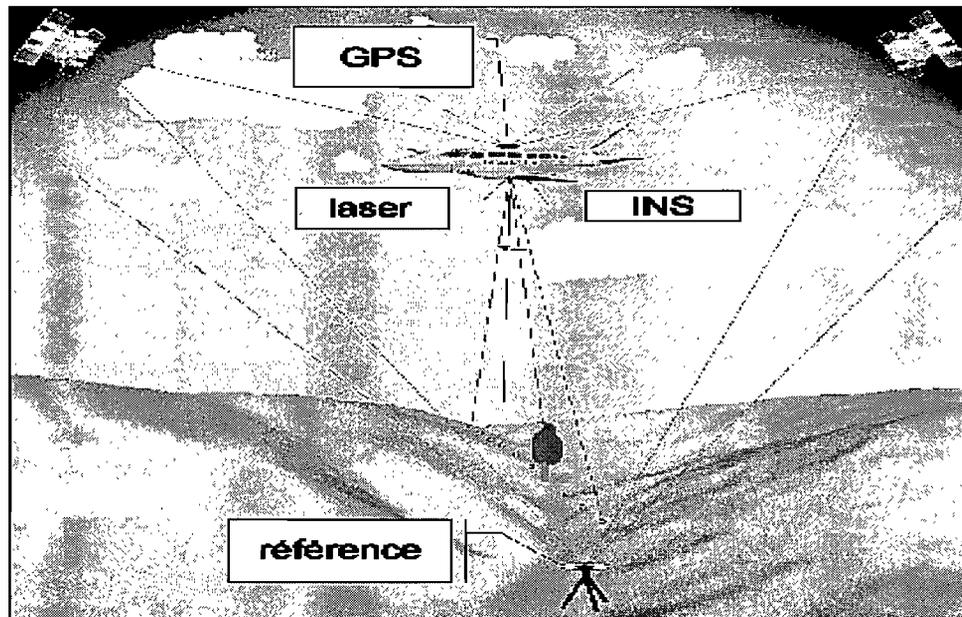


Figure 1.18: Fonctionnement d'un système Altimètre LIDAR (Ritchie *et al.*, 1992).

Le fait de pouvoir séparer deux retours provenant du terrain est, tel que mentionné, particulièrement utile pour calculer aussi la hauteur de la canopée et par interpolation

générer un modèle de variations spatiales de la hauteur du couvert. Cette dernière peut à son tour être utilisée pour trouver d'autres paramètres structuraux du couvert : étage, trouées, densité, etc. Le système LiDAR est donc une nouvelle technologie pour la génération de modèles d'altitudes et de modèles de surface (Ackermann, 1999).

Plusieurs auteurs évaluent la précision avec laquelle nous pouvons estimer la hauteur d'une canopée. Il est à noter que la majorité de ces études est consacrée aux canopées forestières. Selon Davenport *et al.* (2003) la hauteur d'une canopée basse peut être estimée à 20 cm près. Nelson *et al.* (1984) ont montré pour leur part que l'incertitude dans l'estimation de la hauteur est conditionnée tout particulièrement par la densité du couvert. En effet, les pulsations laser sont atténuées plus rapidement dans les premières strates de la végétation dense diminuant ainsi la possibilité d'obtenir des retours provenant du sol (Kraus et Pfeifer, 1998). Un autre paramètre qui peut influencer le temps de retour ainsi que l'énergie de la réponse LiDAR est la distribution verticale de la canopée (sol, sous étages, tiges, branches et feuilles photosynthétiquement actives) (Lefsky *et al.*, 2002; Lim *et al.*, 2003). Gaveau et Hill (2003) pour leur part expliquent les problèmes de la sous-estimation de la hauteur moyenne d'une canopée arborescente comme suit :

Les impulsions laser qui entrent en contact avec le couvert végétatif ne touchent pas seulement le sommet ou l'apex de l'arbre mais produisent un signal partout à la surface du feuillage. Ceci a pour effet de diminuer la hauteur moyenne estimée des retours LiDAR par rapport à la hauteur moyenne des arbres ;

Le signal du premier retour est déclenché après la production d'un retour suffisamment intense. Ce dernier ne se produit qu'après une légère pénétration du couvert, ce qui peut causer une sous estimation de la hauteur de la canopée.

Compte tenu de ces incertitudes qui peuvent rendre inutilisables les données LiDAR en agriculture, Houldcroft *et al.* (2005) dans une des rares études en agriculture, proposent l'utilisation des données provenant des deux survols laser, un premier avant l'émergence

des plantes afin d'obtenir un MNA précis du sol, et un second au moment voulu pendant la saison de croissance afin d'obtenir un modèle de surface de la canopée. La soustraction des deux modèles permet ainsi d'obtenir un modèle précis de la hauteur de la canopée. C'est la méthode que nous avons utilisée dans le cadre de notre étude comme il sera question aux chapitres subséquents. Ces auteurs étudient la possibilité de générer directement par les données de l'altimètre l'information sur le LAI d'une canopée de maïs. Pour ce faire ils introduisent un modèle structural d'un plant de maïs qui associe au modèle de la hauteur de la canopée. Bien que cette étude ait un intérêt certain, l'utilisation d'une telle approche dépassait largement les objectifs de notre recherche. Dans notre cas nous utiliserons l'information sur la hauteur des canopées pour obtenir une information précise sur le taux de couverture du sol (Chapitre 4).

Concernant les mesures de l'intensité des signaux de retour, il est évident que l'utilisation d'une seule fréquence rend leur potentiel limité pour les études reliées à l'estimation des paramètres biophysiques d'une canopée. Certains auteurs les introduisent avec les données sur la hauteur pour la classification de la couverture du sol (voir par exemple, Song *et al.*, 2002).

Chapitre 2 : Données et méthodes

2.1 Site d'étude

Le Centre de Recherche et de Développement en Horticulture (CRDH) possède trois fermes expérimentales situées en Montérégie : à l'Acadie, à Sainte-Clotilde et à Frelighsburg. En été 2004 deux champs semés de blé et de maïs situés dans la ferme de l'Acadie (73.34 W, 45.30 N) ont fait l'objet d'une campagne intensive des mesures sur le terrain et par télédétection (Figure 2.1). Le tableau 2.1 montre les caractéristiques des ces deux champs. Les mesures terrain incluaient entre autres des mesures du LAI (LAI-2000 de Li-COR) ainsi que des mesures des réflectances (spectroradiomètre ASD). Les données de télédétection incluaient des données hyperspectrales (capteur CASI), des données multispectrales (caméra DuncanTech), des données LiDAR (ALTM 2050 Optech) ainsi que des données du radar aéroporté d'Environnement Canada (SAR-CONVAIR) utilisées pour la simulation des données du futur satellite RADARSAT-2. À l'exception des données radar, les autres séries de données ont été utilisées dans ce projet. Leur description ainsi que leurs prétraitements sont présentés dans la prochaine section.

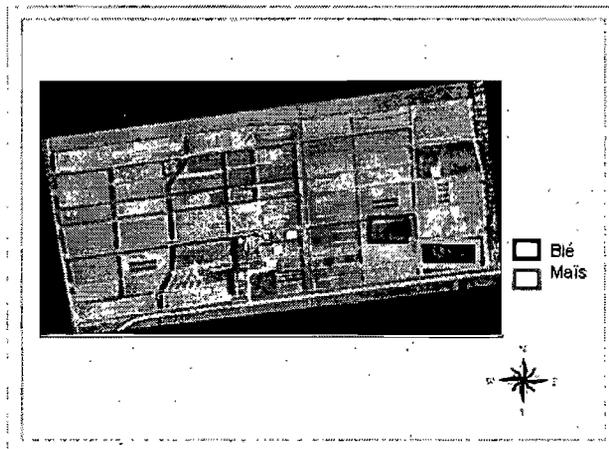


Figure 2.1: Localisation des champs d'étude à la ferme expérimentale de l'Acadie

Informations	Champ numéro 25	Champ numéro 917
Cultures	Blé	Maïs grain
CV (Culture végétative)		Pioneer 38A24 (non bt) 2900 umt
Dimension¹	1.50 ha	2.96 ha
Sol	70% de loam de type Laprairie + loam argileux de type Sabrevoix; 15% d'argiles limoneux de type Bearbrook et St-Laurent; 15% de loam de type Ste-Brigide et Botreaux	70% d'argile limoneux de type Bearbrook et St-Laurent; 30% loam de type Laprairie + loam argileux de type Sabrevoix
Semis	31 mai 2004	12 mai 2004
Nombre de points échantillonnés hebdomadairement	20	16
Dimension de la portion semée	53 m X 180 m	89 m X 240 m
Largeur des bandes de traitement	9 m	15 m
Récolte	7 septembre 2004	4 novembre 2004

1. La dimension signifie la portion cultivable et non pas la portion actuellement semée.

Tableau 2.1: Description des parcelles expérimentales de L'Acadie (source : CRDH)

2.2 Données et prétraitements

2.2.1 Données terrain

Les données terrain obtenues pendant l'été 2004 mises à notre disposition par le CRDH pour les deux champs d'intérêt sont montrées dans les tableaux 2.2 et 2.3. Il est à noter que le NDVI a été estimé par les données de réflectances. Nous pouvons aussi observer que des mesures de la hauteur des plants ont été prises lors du passage du LiDAR (voir Tableau 2.2 B).

Campagne du 16 et 17 juin 2004				
N	16	16		
Min	0.15	0.21		
Max	0.26	0.69		
Moy.	0.20	0.38		
σ	0.03	0.12		
Campagne du 25 au 28 juin 2004				
N	n/d	16		
Min	n/d	0.48		
Max	n/d	0.82		
Moy.	n/d	0.66		
σ	n/d	0.09		
Campagne du 6 juillet 2004				
N	16	12		
Min	0.61	0.88		
Max	0.84	1.60		
Moy.	0.73	1.22		
σ	0.06	0.19		
A : Données disponibles pour le champ 917 avant le passage la compagne LiDAR et de CASI				
Campagne LiDAR/Duncan Tech du 9 au 13 juillet 2004				
Statistiques	NDVI	LAI	CHL	H
N	6	44	16	76
Min	0.80	1.53	49.7	93
Max	0.87	2.79	58.8	136
Moy.	0.85	2.12	55.9	115
σ	0.03	0.27	2.84	10.44

Campagne CASI du 20 et 21 juillet 2004			
N	19	44	
Min	0.86	2.02	
Max	0.93	3.18	
Moy.	0.90	2.74	
σ	0.02	0.25	
B : Données disponibles pour le champ 917 lors de la campagne LiDAR et CASI			

Campagne du 30 juillet 2004			
N	n/d	16	
Min	n/d	1.07	
Max	n/d	3.8	
Moy.	n/d	3.16	
σ	n/d	0.62	
Campagne du 2 au 4 août 2004			
N	12	16	
Min	0.77	2.69	
Max	0.88	3.77	
Moy.	0.83	3.29	
σ	0.04	0.27	
C : Données disponibles pour le champ 917 après la campagne LiDAR et CASI			
Tableau 2.2 : Données disponibles (A, B et C) pour le champ 917 (maïs grain) (source : CRDH)			

Campagne du 21 juin 2004			
Statistiques	NDVI	LAI	
N	20	20	
Min	0.14	0.06	
Max	0.31	0.64	
Moy.	0.20	0.26	
σ	0.04	0.14	
Campagne du 30 juin 2004			
N	20	20	
Min	0.18	0.17	
Max	0.54	1.09	
Moy.	0.41	0.67	
σ	0.09	0.24	
Campagne du 7 au 9 juillet 2004			
N	9	20	

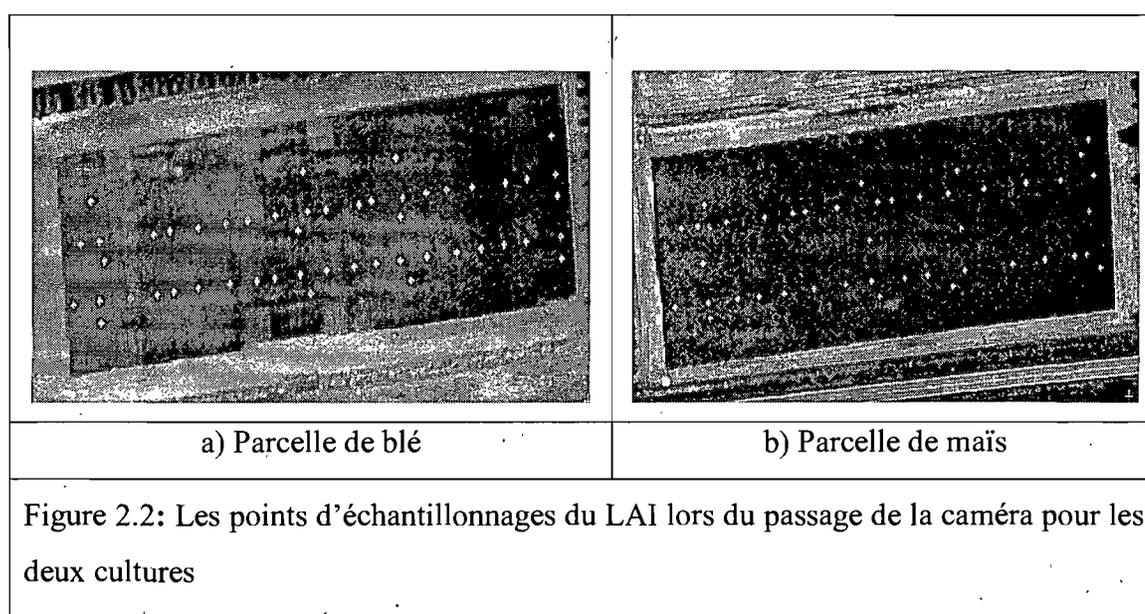
Min	0.30	0.45	
Max	0.72	1.44	
Moy.	0.56	0.97	
σ	0.14	0.29	
A : Données disponibles pour le champ 25 (Blé) avant la campagne LiDAR et CASI			

Campagne LiDAR/Duncan Tech du 9 au 13 juillet 2004				
Statistiques	NDVI	LAI	CHL	H
N	24	48	19	90
Min	0.54	0.59	43.8	29.2
Max	0.89	2.54	55.4	51.2
Moy.	0.76	1.58	49.9	40.9
σ	0.10	0.53	2.79	4.75
Campagne CASI du 20 et 21 juillet 2004				
N	14	51		
Min	0.77	1.09		
Max	0.90	3.51		
Moy.	0.85	2.24		
σ	0.04	0.58		
B : Données disponibles pour le champ 25 (Blé) lors de la campagne LiDAR et CASI				

Campagne du 30 juillet 2004			
N	n/d	20	
Min	n/d	1.11	
Max	n/d	3.59	
Moy.	n/d	2.28	
σ	n/d	0.74	
Campagne du 5 août 2004			
N	n/d	18	
Min	n/d	0.61	
Max	n/d	3.58	
Moy.	n/d	2.07	
σ	n/d	0.72	

Campagne du 9 et 10 août 2004			
N	20	18	
Min	0.42	0.86	
Max	0.81	1.96	
Moy.	0.66	1.54	
σ	0.11	0.35	
c : Données disponibles pour le champ 25 (Blé) après la campagne LiDAR et CASI			
Tableau 2.3 : Données disponibles (A, B et C) pour le champ 25 (Blé) (source : CRDH)			

Les figures 2.2 et 2.3 montrent la disposition des points échantillons sur le terrain lors du passage du LiDAR (muni aussi de la caméra multispectrale DuncanTech) et du capteur CASI respectivement. Il est à noter que les variations de la biomasse surtout apparentes dans la parcelle de blé sont dues à des expériences du CRDH sur la quantité d'engrais administrée à chaque sous-parcelle.



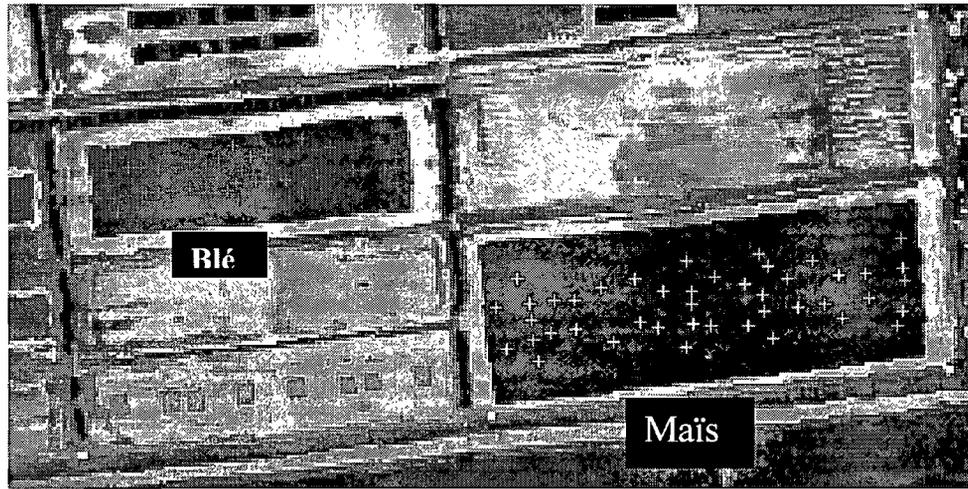


Figure 2.3: Les points d'échantillonnage du LAI lors du passage CASI pour les deux cultures.

2.2.2 Données de télédétection

2.2.2.1 Les données LiDAR

Le LIDAR aéroporté utilisé est un appareil ALTM 2050 opérant à 1064 nm. Les caractéristiques techniques de cet appareil sont montrées par le tableau 2.4. L'appareil est opéré par la compagnie GPR Consultants de Boisbriand qui est aussi responsable de tous les traitements de base pour transformer les points laser en coordonnées X, Y (UTM NAD83) et Z (Datum vertical 1929) pour le premier retour et le dernier retour. Le survol de la ferme expérimentale a été effectué le 11 Juillet 2004. Les caractéristiques de ce survol sont présentées au tableau 2.5. Les lignes de vol étaient perpendiculaires aux rangs de semis des champs étudiés. Comme il sera question dans la section 2.3.2.2 nous avons tiré profit des données LiDAR acquises par la même compagnie lors d'un survol de la ferme expérimentale au début de la saison, soit le 29 avril 2004. Les caractéristiques de survol sont identiques, à toute fin pratique, à celles du survol en juillet.

Paramètres techniques	Informations
Fréquence d'impulsion	50 KHz
Fréquence du balayage	47Khz
Longueur d'onde du laser	1064 nm
Mode de balayage	Zig- zag
Angle maximum de balayage	15°
Précision nominale en X, Y et Z	+/-15cm
Tableau 2.4: Caractéristiques techniques de l'altimètre laser	

Paramètres du survol	Informations
Altitude du vol	750 m
Vitesse du vol	71m/s
Surface couverte	1.8 Km ²
Nombre de lignes du vol	4
Nombre de passages	1
Distance interligne	200 m
Tableau 2.5: Caractéristiques du survol LiDAR de juillet 2004	

Les données X, Y, Z fournies par GPR ont été utilisées pour générer nos modèles numériques d'altitude du sol et de la hauteur du couvert végétal. Ainsi les données du premier et du dernier retour du survol du 29 juillet 2004 ont été interpolées par l'algorithme de Krigeage du logiciel PCI. Cette méthode a l'avantage, de pouvoir évaluer la variance d'estimation contrairement aux autres approches d'estimation tel que l'inverse de la distance au carrée. La figure 2.4 montre les résultats de cette interpolation pour les deux champs d'étude tandis que la figure 2.5 représente la variance de cette opération.

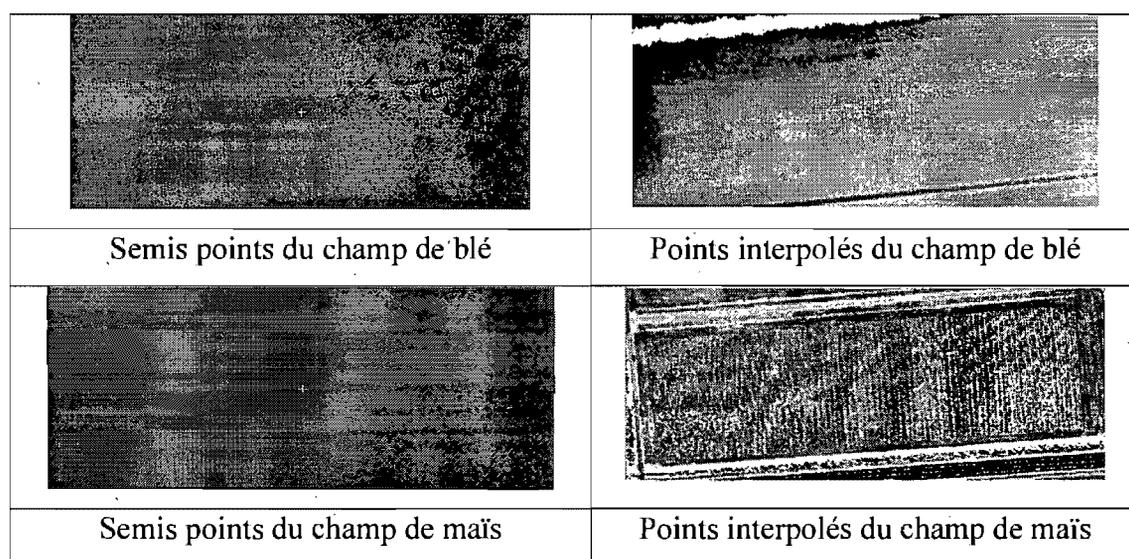
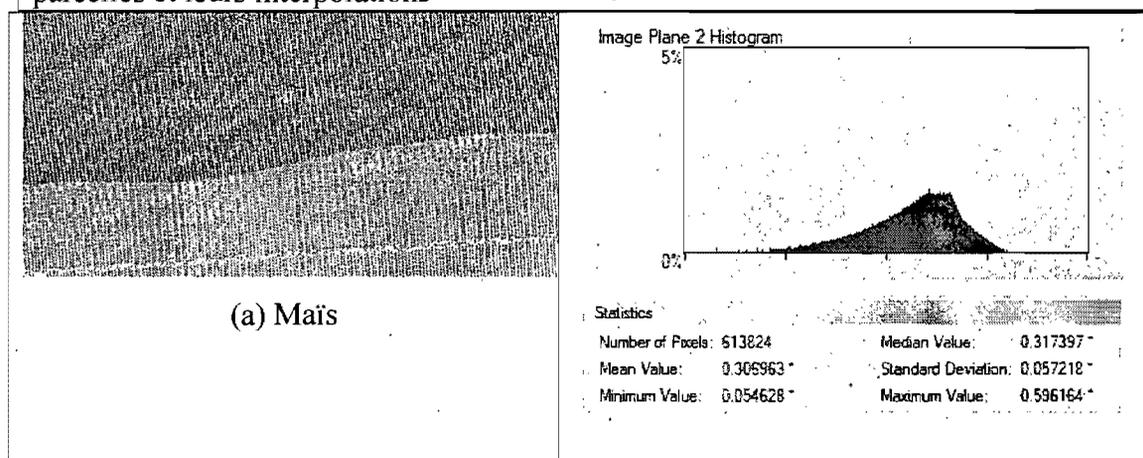
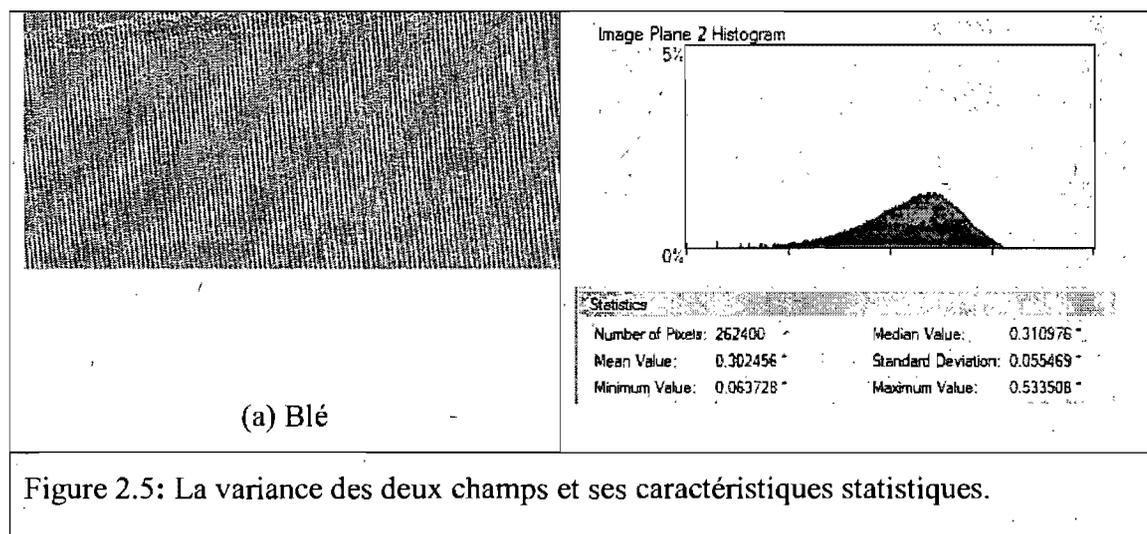


Figure 2.4: Les points captés par l'altimètre laser du premier retour pour les deux parcelles et leurs interpolations





Dans le cas des données du survol LiDAR d'avril 2004 seulement les données du dernier retour ont été utilisées pour générer un modèle numérique d'altitude du sol, compte tenu de l'absence de couvert végétal dans les champs d'intérêt.

2.2.2.2 Les données de la caméra numérique

La compagnie GPR avait installé dans son avion une caméra numérique DuncanTech. Ainsi, lors des survols des clichés numériques étaient acquis en synchronisme avec les données LiDAR. Les bandes spectrales d'opération de la caméra sont montrées par le tableau 2.6. La résolution au sol des images a été évaluée à 25 cm.

Bandes	Longueurs d'onde en nm
Bande verte	441-619 nm
Bande rouge	571-739 nm
Bande proche infrarouge	691-949 nm

Tableau 2.6: Les caractéristiques des bandes spectrales de la caméra DuncanTech

Grâce au MNA généré par les données LiDAR ainsi que les paramètres d'orientation extérieur et intérieur de la caméra fournis par GPR nous avons pu créer une orthomosaïque couvrant l'ensemble de la ferme. Ceci a été effectué à l'aide du logiciel Ortho-Engine de PCI incluant les étapes d'aérotiangulation et de fusion des clichés adjacents. La figure 2.1 montre cette orthomosaïque.

L'orthomosaïque fut utilisée pour calculer les différents indices de végétation comme nous le verrons plus loin. Il est à noter qu'aucun étalonnage des valeurs numériques n'avait été effectué avant le survol pour qu'on puisse retrouver les réflectances des objets. Ainsi nous avons décidé d'utiliser directement les valeurs numériques issues de l'opération de mosaïquage.

2.2.2.3 Les données du capteur hyperspectral CASI

Le capteur CASI (Compact Airbone Spectrographic Imager) est un radiomètre à barrettes permettant des acquisitions d'images hyperspectrales dans le visible et le proche infrarouge (PIR). Le survol CASI de la ferme expérimentale (une ligne de vol) a été réalisé le 21 juillet 2004 à une altitude de 5000 pieds. L'orientation de la ligne de vol était d'environ 90^0 par rapport aux rangs de semis des champs de blé et de maïs. Les données radiométriques ont été acquises selon 7 bandes spectrales avec une largeur d'environ 11 nm. Bien qu'initialement il ait été décidé d'acquérir les données CASI et LiDAR la même journée, en raison de conditions météorologiques adverses et de problèmes techniques, la campagne CASI a été réalisée environ une semaine plus tard que la campagne LiDAR.

Les données nous ont été fournies géoréférencées par le CRDH. Également les données étaient corrigées pour les effets atmosphériques et exprimées en unités de réflectance. Pour faciliter les corrections géométriques 18 cibles clairement visibles sur les images ont été placées à travers la ferme expérimentale et leurs coordonnées relevées au GPS.

2.3 Approche méthodologique

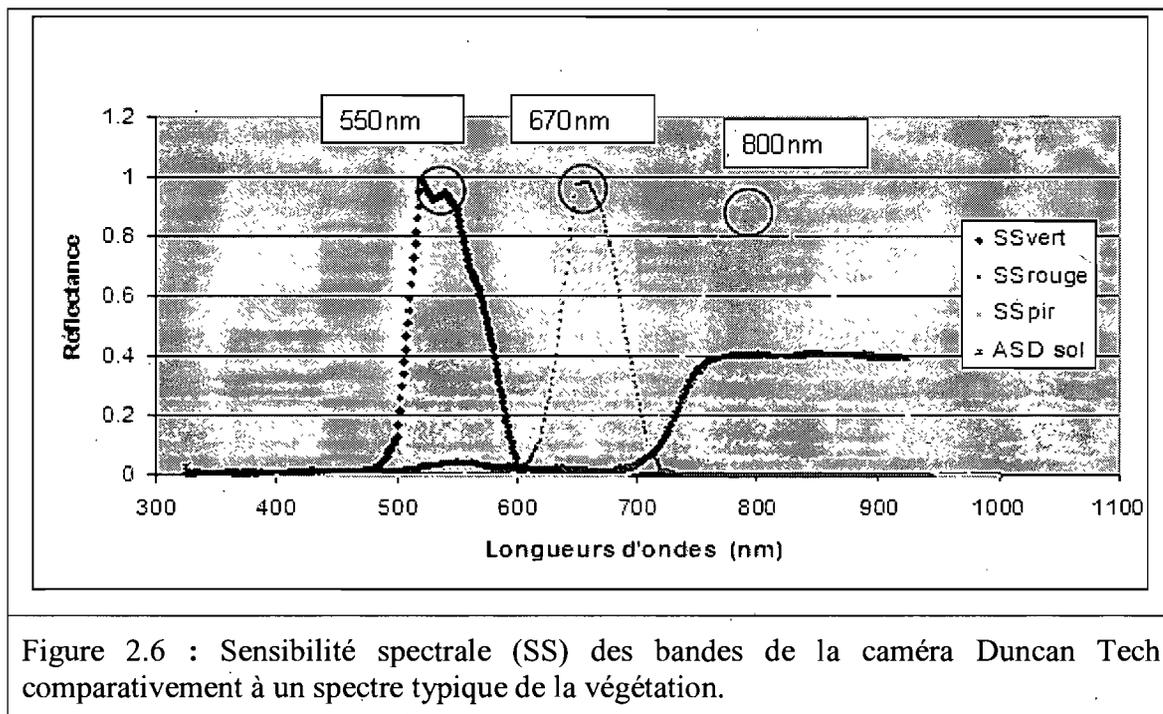
L'approche méthodologique suivie dans cette recherche comprenait les étapes suivantes :

- 1) Choix des indices de végétation et des modèles empiriques ;
- 2) Préparation des données en vue de leur analyse ; et
- 3) Analyses statistiques.

Ces étapes sont expliquées dans les paragraphes qui suivent.

2.3.1 Choix des indices et des modèles empiriques

Le choix des indices de végétation et des modèles empiriques qui se fondent sur ces indices est dicté en premier lieu par les bandes d'opération des capteurs. Comme nous l'avons signalé au chapitre 1, les indices sont adaptés aux types de capteur : multispectral ou hyperspectral. Dans le cas du CASI tous les indices revus dans le chapitre 1 sont calculables. Dans le cas de Duncan Tech seulement les indices utilisant les bandes dans le vert, le rouge et le proche infrarouge sont calculables. La figure 2.6 montre la longueur d'onde centrale des bandes de DunchanTech selon les courbes de sensibilité spectrale fournies par le constructeur de la caméra en comparaison à un spectre typique des réflectances de la végétation mesurées au sol.



Le tableau 2.7 résume les indices de végétation choisis comme intrants dans les différents modèles empiriques d'estimation du LAI montrés au tableau 2.8 (voir chapitre 1). À part le NDVI qui constitue le standard, le RDVI a été choisi parce qu'il est moins influencé par le changement de densité de la végétation (haute densité), le MSAVI, parce qu'il résiste aux effets du sol et le MTVI2 (données CASI seulement) parce qu'il est moins sensible à la variation du contenu en chlorophylle.

Après le calcul des indices de végétation, nous avons calculé le LAI par l'application des équations présentées au tableau ci-dessous (voir aussi chapitre 1) :

Indices de végétation	Références
$NDVI = \frac{(\rho_n - \rho_r)}{(\rho_n + \rho_r)}$	Rouse <i>et al.</i> , 1974
$MSAVI = \frac{2\rho_n + 1 - \sqrt{(2\rho_n + 1)^2 - 8 * (\rho_n - \rho_r)}}{2}$	Qi <i>et al.</i> , 1994
$RDVI = \frac{(\rho_{800} - \rho_{670})}{\sqrt{(\rho_{800} + \rho_{670})}}$	Roujean et Breon., 1995
$MTVI 2 = \frac{[1.5 * [1.2 * (\rho_{800} - \rho_{550}) - 2.5 * (\rho_{670} - \rho_{550})]]}{(2 * \rho_{800} + 1)^2 - (6 * \rho_{800} - 5 * \sqrt{\rho_{670}}) - 0.5}$	Zarco-Tejada, 2001
Tableau 2.7: Indices de végétation utilisés	

LAI	Références	Culture testée
$LAI = 6.1 * NDVI^{1.97} - 0.28$	Demircan., 1995	Maïs
$LAI = 0,1663 * \exp(4.2731 * MSAVI)$	Haboudane <i>et al.</i> , 2004	Soja, maïs et blé
$LAI = 0.0918 * \exp(6.0002 * RDVI)$	Haboudane <i>et al.</i> , 2004	Soja, maïs et blé
$LAI = 0,2227 * \exp(3.6566 * MTAVI2)$	Haboudane <i>et al.</i> , 2004	Soja, maïs et blé
Tableau 2.8: Équations de prédiction du LAI à partir des indices de végétation		

En ce qui a trait à la FVC, à part le NDVI, le NDVI* qui résiste aux effets du sol ainsi que le VARI-green (données CASI seulement) qui évite les problèmes de saturation de l'infrarouge ont été choisis comme indices de végétation. Le tableau 2.9 récapitulent les modèles empiriques qui sont évalués dans cette recherche.

FVC (Taux de couverture)	Références
$NDVI^* = \frac{NDVI - NDVI_0}{NDVI_\infty - NDVI_0}$	(Gutman et Ignatov, 1998)
$(NDVI^*)^2 = \left[\frac{(NDVI - NDVI_0)}{(NDVI_\infty - NDVI_0)} \right]^2$	(Carlson et Ripley, 1997)
$fvc - NDVI = 9.78 + 45.35x + 105x^2 + 510.84x^3 - 725$	(Lawrence et al., 1998)
$fvc - VARIgreen\% = 84.75 * VARIgreen + 22.78$	(Gitelson et al., 2002)
Tableau 2.9 : Équations de prédiction du taux de couverture	

2.3.2 Préparation des données

2.3.2.1 Calcul de la droite de sol

Pour le calcul de certains indices comme le NDVI* (tableau 2.9) il est nécessaire d'établir le NDVI₀, le NDVI correspondant au sol à nu. Pour ce faire, nous avons besoin de spécifier la droite de sol (équations 14 et 15, chapitre 1) en analysant les données de la caméra ainsi que du capteur CASI. Ce traitement préparatoire spécial est présenté par la suite.

Plusieurs auteurs proposent des valeurs du NDVI₀, mais nous avons décidé de calculer nos propres valeurs qui s'adaptent mieux au type de sol où poussent nos cultures d'étude. Le type

de sol de la ferme expérimentale est hétérogène (figure 2.7). Après avoir superposé le vecteur du sol à l'image Duncan Tech et l'image hyperspectrale CASI, nous avons établi les zones à nu où l'on trouve la même constitution du sol que celle dans les champs de maïs et de blé (BX+BT et LI+SV; tableau 2.1). Une série de points échantillons a été ainsi définie et les valeurs dans les bandes rouge et PIR relevées (figure 2.8) afin d'établir la droite de sol par l'équation 14. L'extraction des valeurs du proche infrarouge et du rouge est réalisée pour une fenêtre de 3x3 tout autour de chaque point choisi. Au total 162 points ont servi à l'établissement de la droite de sol : 69 points pour BX+BT et 93 points pour LI+SV.

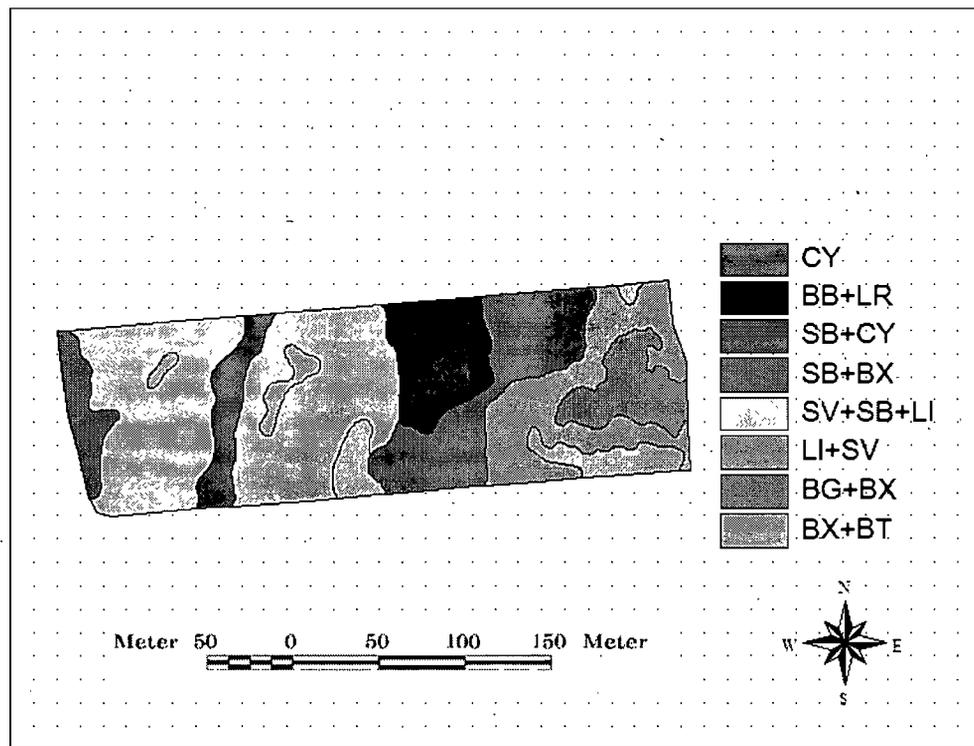
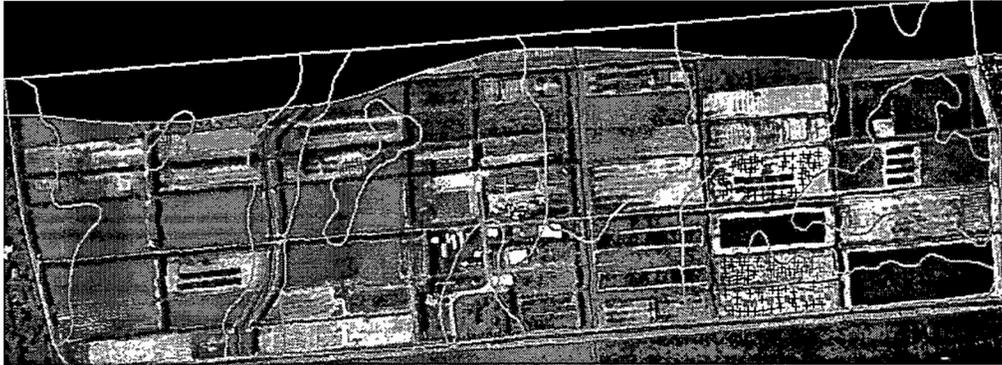
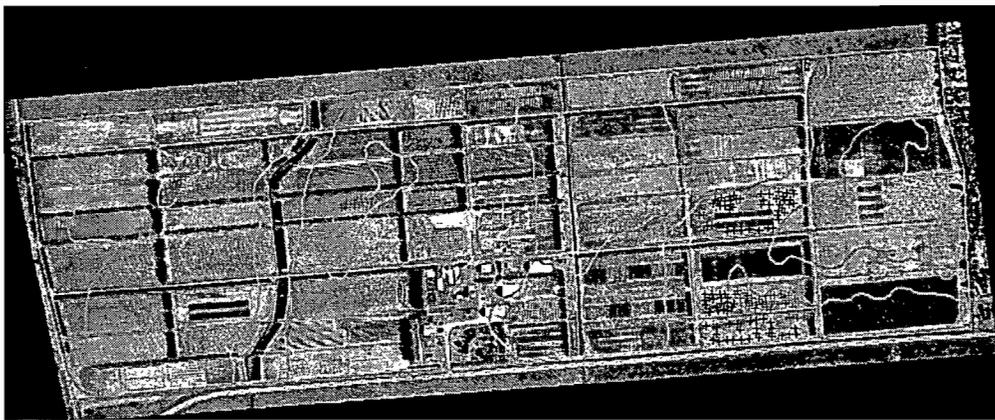


Figure 2.7: Répartition de types de sol sur toute la ferme expérimentale de l'Acadie (source CRDH).



a) Image hyperspectrale CASI



b) Orthomosaïque Duncan Tech

Figure 2.8 : Points échantillonnés pour les deux types de sol (+ : BX+BT; + : LI+SV) pour les deux types d'image a et b.

Les droites de sol établies pour les deux types de sol (BX+BT et LI+SV) analysés séparément ou ensemble sont montrées par le tableau 2.10 et la figure 2.9. Toutes ces équations sont statistiquement significatives. Les données de la caméra sont moins dispersées que dans le cas du CASI et les paramètres de la droite de sol (pente et intercepte) sont similaires pour les deux types de sol. Un phénomène de saturation du PIR est aussi apparent. Dans le cas du CASI la droite de LI+SV a une pente similaire à celle établie avec les données de la caméra. La droite de sol de BX+BT établie par les données CASI est cependant différente. Les données sont plus

dispersées reflétant peut-être des variations plus importantes d'humidité entre les points échantillonnés que dans le cas du sol LI+SV. Malgré ces différences les $NDVI_0$ établis d'après les différentes droites de sol sont pratiquement les mêmes (tableau 2.11). Ces valeurs sont à peu près similaires à celles trouvées par d'autres auteurs (par ex. Sobrino et Raissouni, 2000). Pour les analyses subséquentes (chapitre 4) nous avons décidé de fixer la valeur de $NDVI_0$ pour les deux cultures à «0.23» qui est à peu près la moyenne des valeurs établies.

$$NDVI_0 = \frac{(a-1)\rho_r + b}{(a+1)\rho_r + b}$$

Type de sol et Images	Pente (a)	Intercepte (b)	R ²	EMQ
<i>LI+SV</i> Données CASI Données Duncan Tech	0.9693 1.0442	0.1286 79.7777	0.911 0.868	0.010 9.632
<i>BX+BT</i> Données CASI Données Duncan Tech	0.5903 1.1182	0.2037 68.0502	0.635 0.898	0.015 9.698
<i>BX+BT & LI+SV</i> Données CASI Données Duncan Tech	0.8029 1.0820	0.1626 73.8267	0.804 0.883	0.014 9.675

Tableau 2.10 : Équations de régression entre le PIR et le Rouge pour les deux types de sol et pour les deux images Duncan Tech et CASI.

NDVI ₀	CASI	Duncan Tech
LI+SV	0.22	0.23
BX+BT	0.25	0.24
2 types ensembles	0.23	0.24

Tableau 2.11 : Valeurs de $NDVI_0$ selon les types de sol.

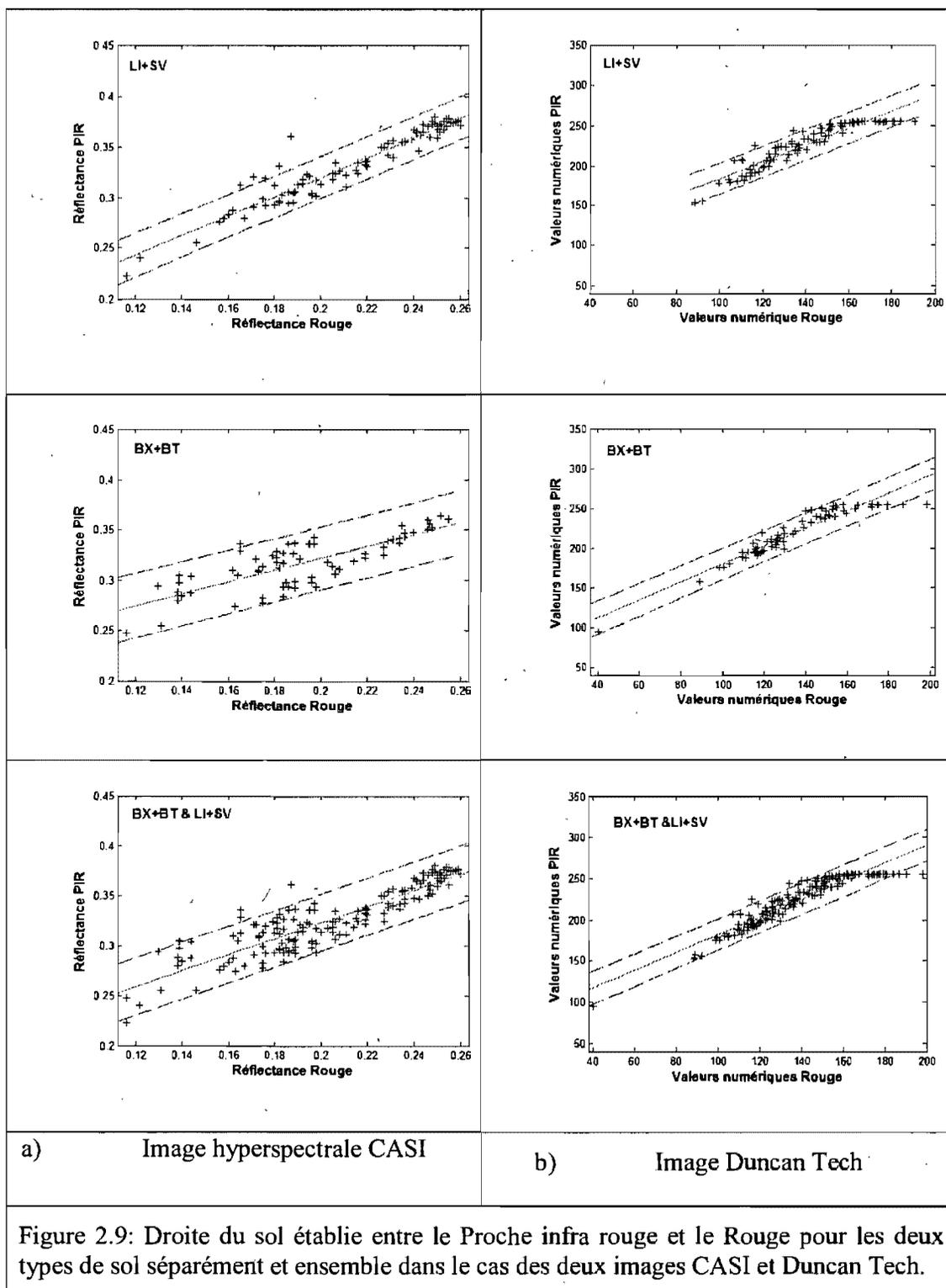


Figure 2.9: Droite du sol établie entre le Proche infra rouge et le Rouge pour les deux types de sol séparément et ensemble dans le cas des deux images CASI et Duncan Tech.

2.3.2.2 Calcul de la hauteur des canopées

L'utilisation des données LiDAR a nécessité aussi une série des traitements préparatoires. En effet, nous nous sommes rendu compte que l'utilisation des données du survol de juillet ne nous permettait pas d'obtenir une information exacte sur la hauteur des plants, particulièrement dans le cas du champ de maïs. Ceci nous a forcé d'utiliser les données du survol d'avril pour définir le niveau du sol.

Le modèle de la hauteur, pour les cultures en étude, a été ainsi obtenu en soustrayant les résultats de l'interpolation du sol, qui correspondent au deuxième retour, du mois d'avril à ceux de la végétation, qui équivalent au premier retour, du mois de juillet. Autrement dit, il s'agit de soustraire des altitudes du sol prises au mois d'avril de celles prises au mois de juillet, représentant le sommet du couvert végétal.

En comparant la hauteur estimée par les données LiDAR avec celle mesurée au sol, nous trouvons un coefficient de corrélation de 0.98 pour les deux parcelles ensemble. Cette valeur est significative au niveau 0.01 bilatéral (tableau 2.12). Il faut cependant signaler que cette corrélation a été analysée après ajustement de notre hauteur estimée par l'addition de l'erreur systématique sur la moyenne soit : 21 cm pour le maïs et 32 cm pour le blé (voir annexe). Ces résultats sont similaires à ceux obtenus par Davenport *et al.* en 2004, qui ont trouvé une incertitude de 40 cm pour les régions planes.

Hauteur	Blé (3X3) (n=86)	Maïs (3X3) (n=68)	Blé&Maïs (3X3) (n=154)
Hauteur	0,698**	0.653**	0.984**

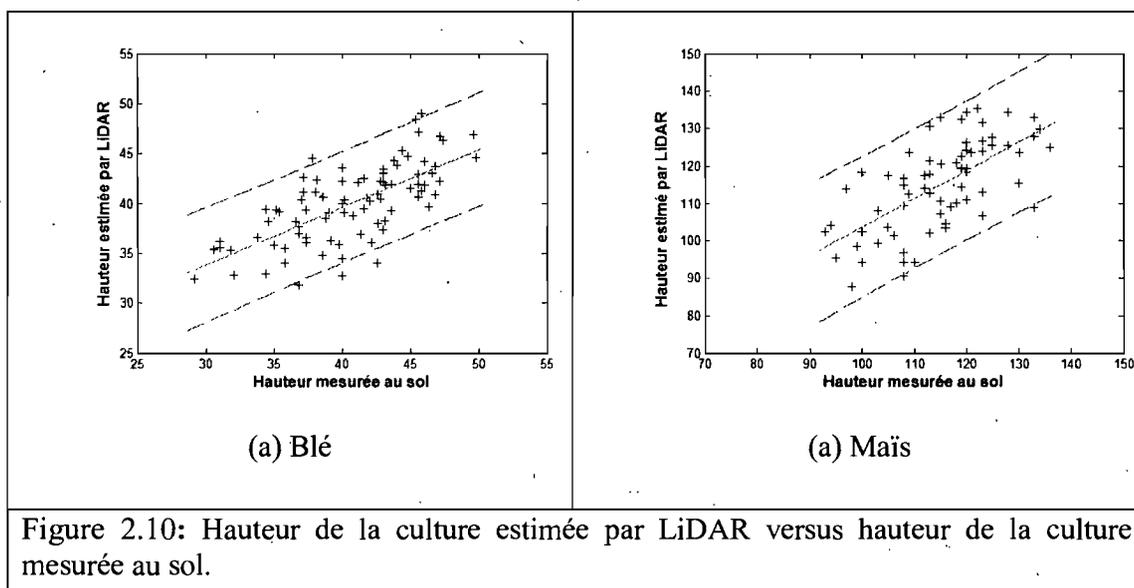
Tableau 2.12: Les coefficients de la corrélation entre la hauteur mesurée au sol et estimée par LiDAR pour les deux parcelles.

** la corrélation est significative au niveau 0,01 (bilatéral)

Le tableau ci-dessus présente les caractéristiques de cette corrélation entre la hauteur mesurée et celle estimée, tandis que la figure ci-dessous confirme cette corrélation. Compte tenu de ces résultats nous avons décidé d'utiliser le modèle de surface établi sur les deux survols LiDAR

pour le reste de la recherche. Il faut noter cependant qu'un petit nombre de pixels après la soustraction présentent des valeurs négatives. Ces valeurs ont été écartées de l'analyse.

La meilleure relation entre la hauteur mesurée et celle estimée est obtenue par l'utilisation des deux cultures en même temps. Nous avons trouvé un coefficient de détermination de 0.968 et une erreur quadratique moyenne de 6.812 qui représente 9.32% de la moyenne de la hauteur estimée pour un total de 154 points (Figure 2.11 et tableau 2.13).



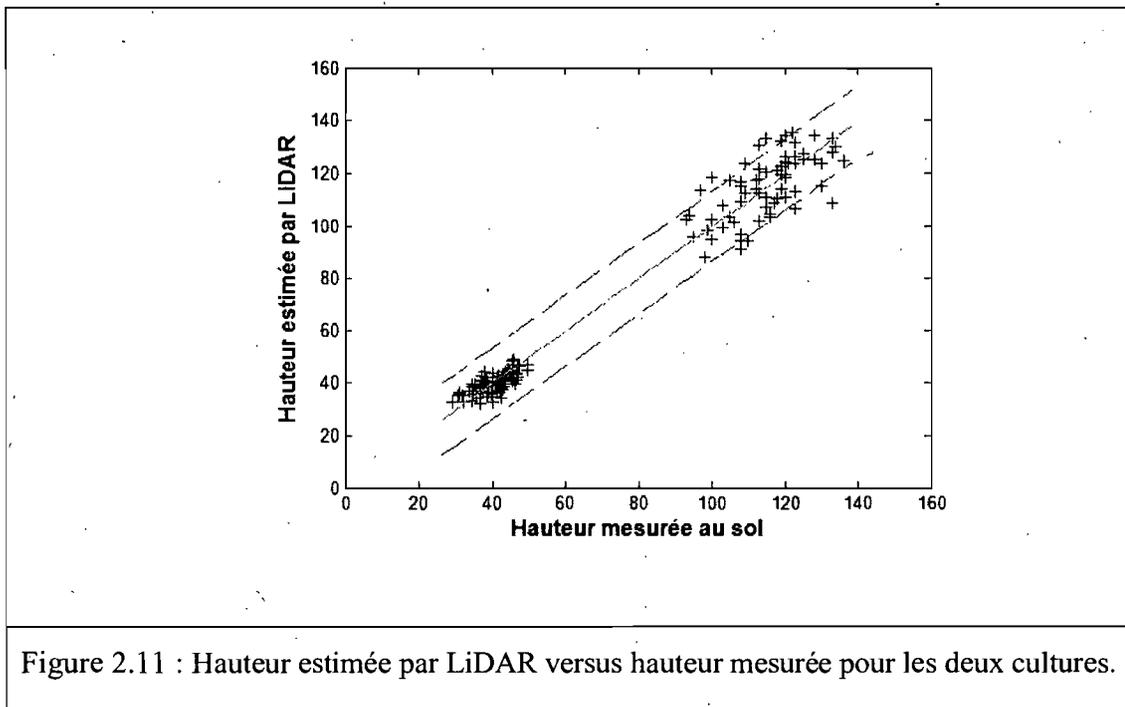


Figure 2.11 : Hauteur estimée par LiDAR versus hauteur mesurée pour les deux cultures.

cultures	pente	Ordonnée à l'origine	R2	EQM
Blé	0.578	16.488	0.488	3.376
Maïs	0.756	28.045	0.426	9.2246
Blé & Maïs	0.9964	-0.1362	0.968	6.812

Tableau 2.13 : Les caractéristiques de la régression entre la hauteur mesurée et celle estimée par les données LiDAR.

2.3.3 Analyses statistiques

Toutes les analyses statistiques effectuées sont des analyses de régression et de corrélation. Dans un premier temps nous avons utilisé l'ensemble de données mesurées par le CRDH sur le terrain afin de valider les modèles empiriques retenus. En parallèle avec les mêmes données nous avons essayé d'établir nos propres modèles empiriques. Ceci afin de

conclure sur la généralisation des modèles empiriques qui ont été mis au point dans d'autres territoires et pour des cultures autres que les cultures d'intérêt dans cette recherche.

Les analyses ont été par la suite concentrées sur les données de télédétection, le but principal de notre recherche. Ces analyses ont été effectuées en ne tenant compte que des données terrain mesurées en concomitance avec le passage des différents capteurs. Tous les modèles empiriques trouvés dans la littérature retenus après la première série d'analyses ainsi que ceux établis par nous ont été étudiés.

Chapitre 3 : Estimation du LAI : résultats

Ce chapitre présente les résultats des analyses statistiques des diverses séries des données terrain et de données de télédétection en rapport au LAI. Ces analyses ont servi pour conclure sur l'applicabilité des modèles empiriques disponibles dans la littérature et leurs limites ainsi que pour développer et tester nos propres modèles.

3.1 Analyse des données terrain

3.1.1 Validation des modèles empiriques

Pour valider les équations tirées de la littérature avant de les appliquer sur les images de la télédétection, nous avons eu recours à une analyse de corrélation entre les valeurs mesurées du LAI au sol à l'aide du LAI 2000 et celles estimées à partir des modèles empiriques en se servant des indices de végétation calculés par les données de réflectance mesurées au sol. L'ensemble de données mesurées par le CRDH pour la saison végétative a été utilisé.

Pour le calcul des indices de végétation appliqués dans le cas multispectral à partir des données de la réflectance mesurées par l'ASD, les intervalles de longueur d'ondes utilisés sont montrés dans le tableau 3.1. Quant aux indices appliqués dans le cas hyperspectral, les longueurs d'ondes indiquées dans les formules ont été choisies.

Bandes spectrales	ASD
Vert	540-600 nm
Rouge	630-690 nm
Proche- infrarouge	760-900 nm

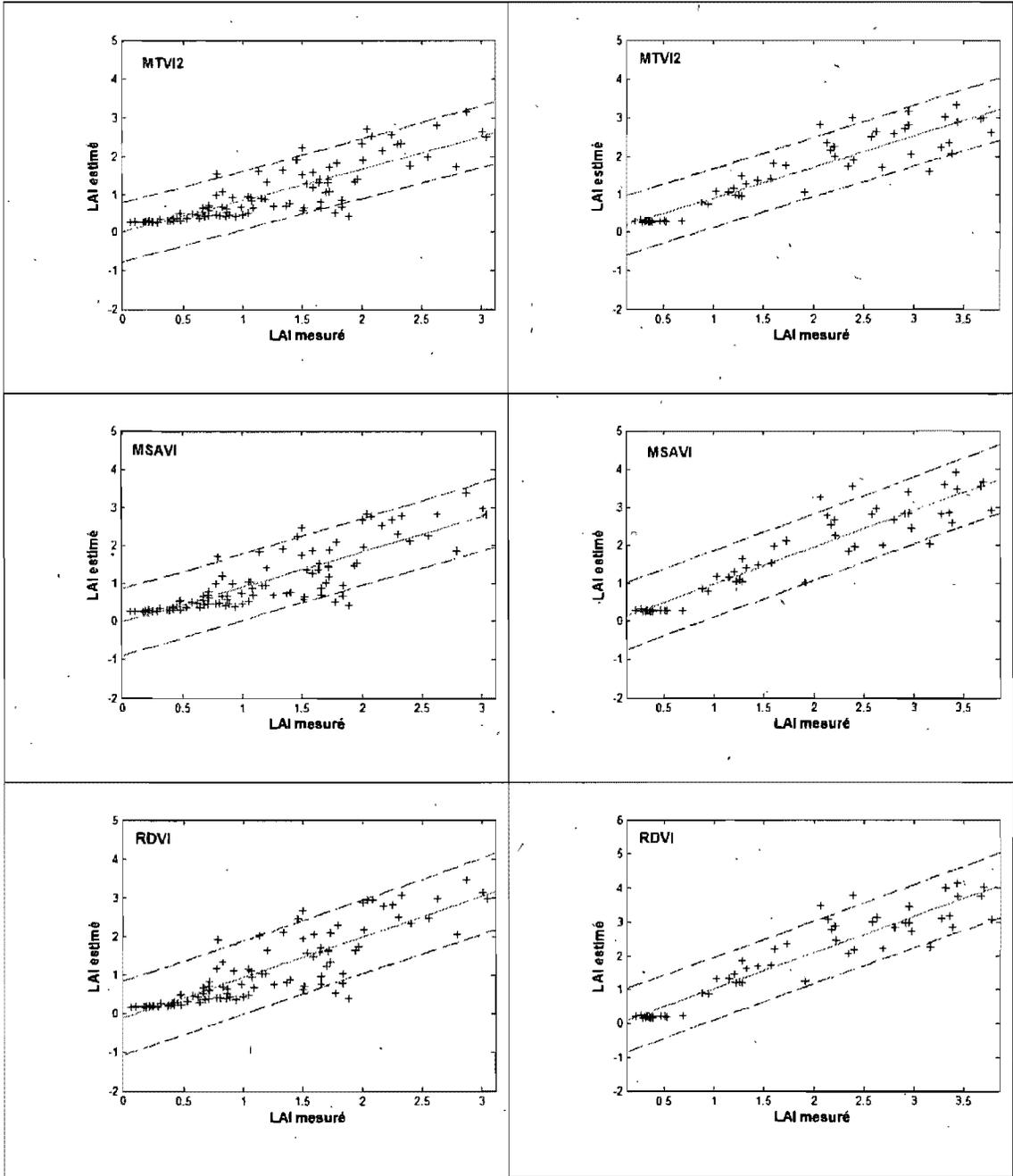
Tableau 3.1: Intervalles des bandes spectrales utilisés pour le calcul des indices de végétation dans le cas multispectral.

Tel que montré dans le tableau 3.2 les corrélations entre LAI estimé et mesuré sont fortes ($p < 0,01$) pour les deux cultures, prises individuellement ou considérées ensemble. Ceci est valable pour tous les modèles empiriques. Le seul modèle qui présente un problème d'application est celui impliquant le NDVI et ce au début de la saison végétative. Ceci car le NDVI calculé par les données de réflectance ASD est trop faible et par conséquent le modèle basé sur le NDVI donne des valeurs du LAI négatives. Les corrélations montrées au tableau 3.2 ont été calculées en ôtant ces observations. Les résultats des analyses de régression sont montrés graphiquement dans la figure 3.1 et analytiquement au tableau 3.3. Tel qu'attendu, à l'exception du modèle basé sur le NDVI, la pente des droites de régression est d'environ «1» avec un $R^2 > 0.716$ et une erreur moyenne quadratique (EMQ) < 0.468 .

Tous ces résultats montrent que les modèles retenus captent adéquatement les variations du LAI durant toute la saison, l'exception étant le modèle fondé sur le NDVI qui affiche des valeurs négatives au début de la saison. Nous avons donc décidé de retenir tous ces modèles pour les examiner avec les données de télédétection. Malgré le fait que le NDVI présente des valeurs négatives au début de la saison, nous l'avons retenu comme indice de végétation étant donné que nos données de télédétection sont acquises en période de pleine croissance.

Modèles empiriques	Maïs	Blé	Blé & Maïs
LAI= f(NDVI)	0,609** (n=40)	0,678** (n=53)	0.633** (n=93)
LAI=f(MASVI)	0,933** (n=57)	0,846** (n=105)	0.904** (n= 162)
LAI=f(RDVI)	0,938** (n=57)	0,857** (n=105)	0.910** (n= 162)
LAI=f(MTVI2)	0,927** (n=57)	0,851** (n=105)	0.900** (n= 162)

Tableau 3.2 : Coefficients de corrélation entre les LAI mesurés sur le terrain et estimés par les différents modèles empiriques retenus.



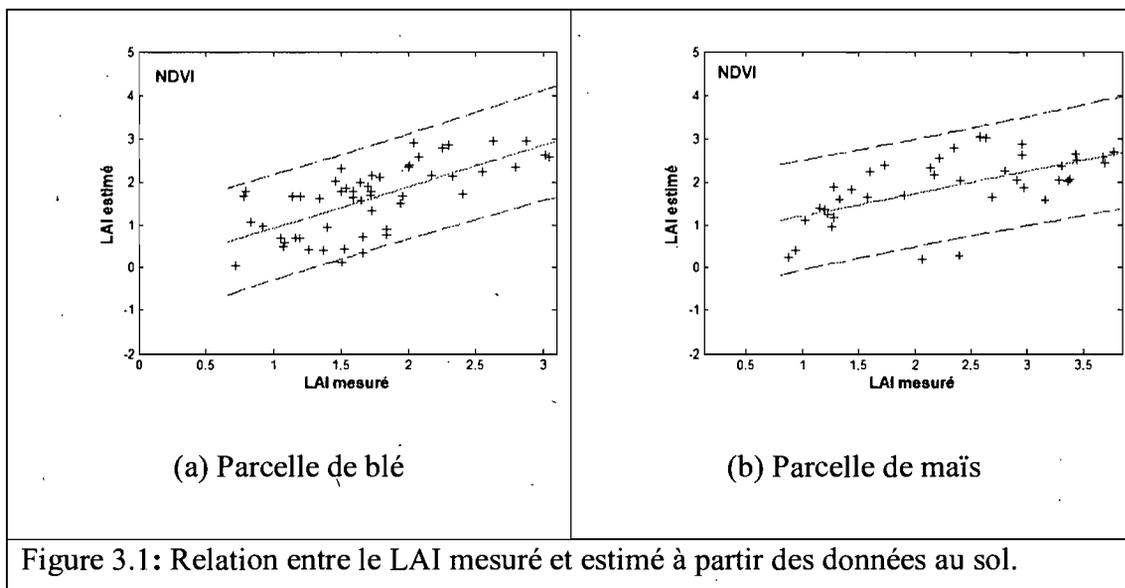


Figure 3.1: Relation entre le LAI mesuré et estimé à partir des données au sol.

MODÈLES EMPIRIQUES	Pente	Intercepte	R ²	EMQ
Parcelle 917				
LAI= f(NDVI)	0,514	0,707	0,370	0,609
LAI=f(MASVI)	0,964	0,019	0,871	0,431
LAI=f(RDVI)	1,065	-0,037	0,881	0,457
LAI=f(MTVI2)	0,810	0,094	0,859	0,382
Parcelle 25				
LAI= f(NDVI)	0,954	-0,016	0,460	0,600
LAI=f(MASVI)	0,923	-0,016	0,716	0,438
LAI=f(RDVI)	1,050	-0,105	0,735	0,476
LAI=f(MTVI2)	0,834	0,015	0,724	0,389
Parcelles 25 & 917				
LAI= f(NDVI)	0,639	0,477	0,400	0,620
LAI=f(MASVI)	0,961	0,029	0,818	0,435
LAI=f(RDVI)	1,073	-0,103	0,829	0,468
LAI=f(MTVI2)	0,828	0,037	0,810	0,385

Tableau 3.3: Résultats de régression entre les LAI mesurés et estimés à partir des données terrain.

3.1.2 Développement des modèles empiriques

En se servant des mêmes données terrain, nous avons tenté de développer nos propres modèles empiriques (Figure 3.2). Le tableau ci-dessous montre les équations obtenues par l'ajustement des données du LAI mesurées durant toute la saison pour chaque culture en fonction des indices de végétation (NDVI, RDVI, MSAVI et MTVI2). Les relations établies sont du type exponentielle avec des coefficients de détermination supérieurs à 70% peu importe l'indice. Les relations sont plus fortes dans le cas du blé mais il faut noter que contrairement au maïs les observations ne couvrent pas adéquatement l'ensemble des intervalles des valeurs des divers indices. Tous les modèles établis à l'exception de celui impliquant le NDVI s'apparentent à ceux retenus de la littérature. L'applicabilité des modèles développés sera aussi examinée avec les données de télédétection.

Avec notre modèle développé de NDVI, nous avons évité le problème des valeurs négatives du LAI, car ce modèle tient compte des faibles et des fortes valeurs de NDVI contrairement au modèle développé par Bach (1998). Ce dernier a montré des LAI négatifs au début de la saison de la croissance comme expliqué dans le paragraphe précédent.

Parcelle du blé	Parcelle du maïs
$LAI = 0,1427 * \exp(3.2161 * NDVI)$	$LAI = 0,2012 * \exp(2.9134 * NDVI)$
$LAI = 0,1952 * \exp(4.0958 * MSAVI)$	$LAI = 0,2377 * \exp(3.6928 * MSAVI)$
$LAI = 0,1513 * \exp(4.9651 RDVI)$	$LAI = 0,2046 * \exp(4.3833 * RDVI)$
$LAI = 0,2525 * \exp(3.7004 * MTVI 2)$	$LAI = 0,2915 * \exp(3.4181 * MTVI 2)$
Tableau 3.4 : Les formules des équations de l'estimation du LAI par les indices de végétation développées des données au sol pour chaque parcelle.	

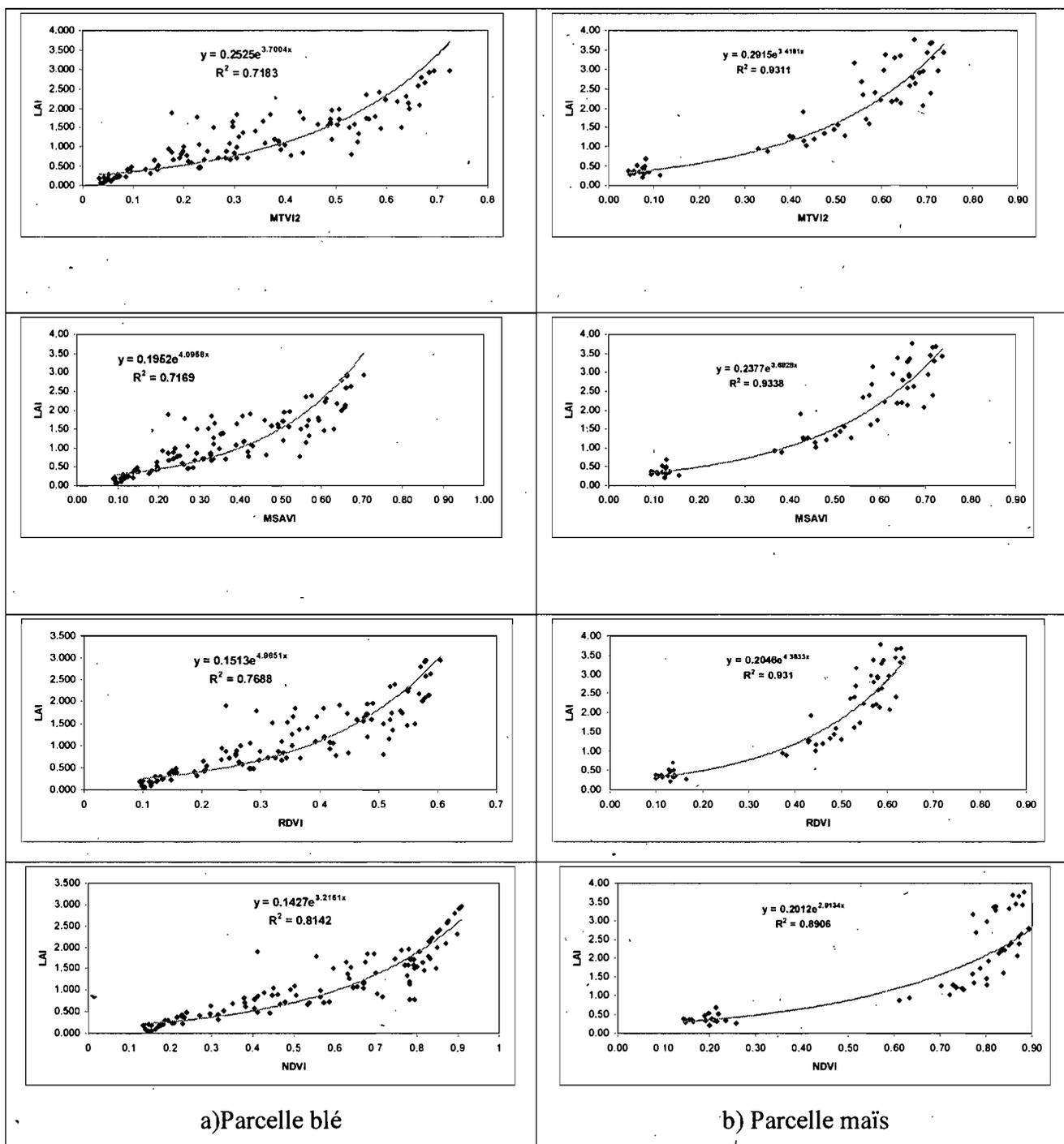
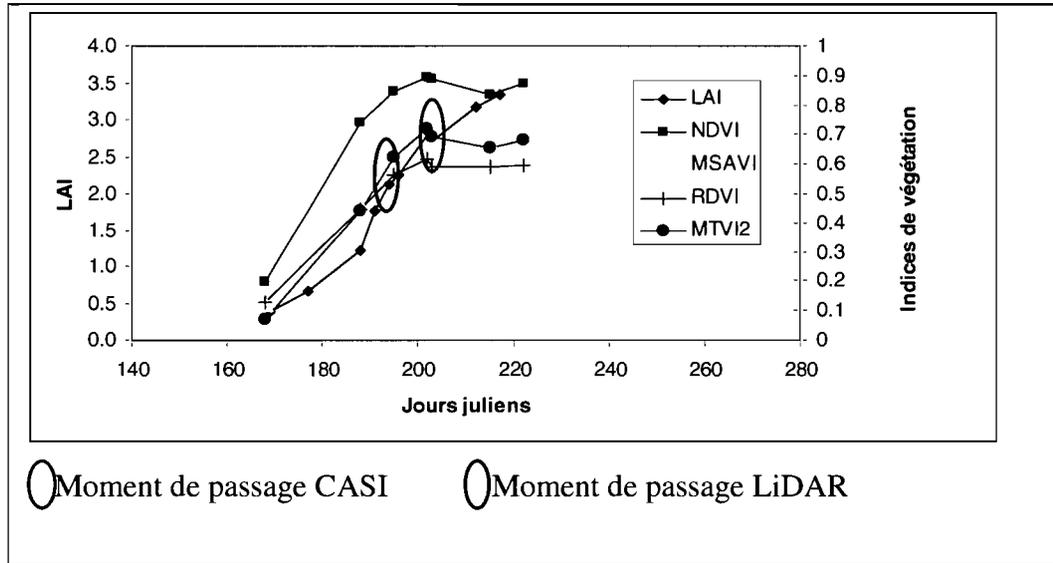


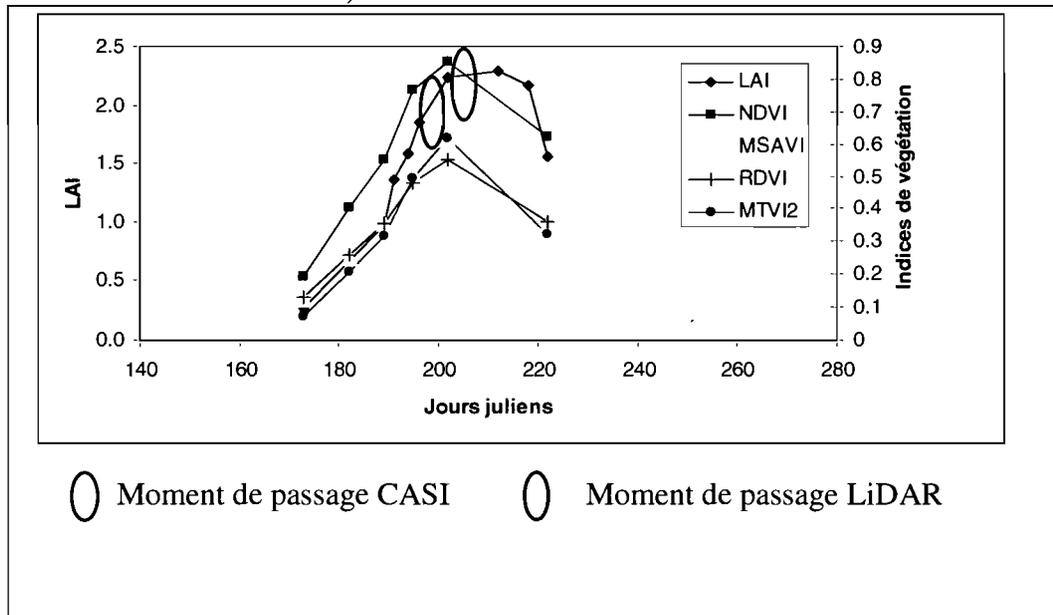
Figure 3.2 : La relation exponentielle entre le LAI mesuré et estimé par des indices de végétation calculés à partir des données de l'ASD pour les deux cultures.

3.2 Analyses des données de télédétection

Afin de mieux interpréter les résultats des analyses statistiques avec les données de télédétection, il est important dans un premier temps de situer le moment du passage du capteur CASI et de la caméra Duncan Tech sur la courbe de la dynamique temporelle du LAI. La figure 3.3 montre cette dynamique en tenant compte des données mesurées sur le terrain. Sur la même figure nous pouvons aussi observer la dynamique des indices de végétation retenus calculés selon les réflectances mesurées sur le terrain. Ces courbes ont été établies par moyennage des observations pour une date quelconque. Tel qu'attendu par les résultats des nos analyses précédentes, les indices de végétation suivent une évolution comparable à celle du LAI dans les parcelles de maïs et de blé. Les indices de végétation et le LAI ont augmenté progressivement jusqu'au la maturité de la culture en question ($LAI_{blé}=2,62$; $LAI_{maïs}=3,43$) avant de décroître pendant la phase de la sénescence. Ceci peut s'expliquer par le fait qu'une augmentation du LAI provoque une augmentation de la réflectance dans le proche infrarouge et une diminution dans le rouge (Figure 3.4). En dépassant la phase de la maturité, la diminution du LAI cause une augmentation de la réflectance dans le rouge et une diminution dans le proche infrarouge. Par conséquent, les indices de végétation diminuent. À titre de comparaison, la variation de la réflectance dans le vert suit la même tendance que le rouge, en effet, elle diminue quand le LAI augmente pendant la phase de la croissance et augmente pendant la phase de la sénescence ceci est due à la teneur de la chlorophylle et à la structure de la feuille.



a) Parcelle de maïs



b) Parcelle de blé

Figure 3.3: Évolution temporelle du LAI mesuré et des indices de végétation calculés par les données de réflectances mesurées par l’ASD avec localisation du passage CASI et Duncan Tech.

Dans le champ de blé, le moment où les valeurs des indices de végétation atteignent leur maximum coïncident avec celles du LAI. Pourtant, dans le champ de maïs, les dates des valeurs maximales des indices de végétation n'ont pas coïncidé avec celles du LAI. En effet, les indices de végétation ont atteint leurs valeurs maximales le 21 juillet et commencent à diminuer après la phase de maturité alors que le LAI continue quant à lui à augmenter après cette date. Le survol CASI a été réalisé le 21 juillet, et le survol LiDAR le 11 juillet. Les deux mesures ont été effectuées avant la phase de maturité de la culture. Cette phase a été atteinte le 5 août pour le blé et après le 4 août pour le maïs si on tient compte du LAI et pas des indices de végétation (Figure 3.3).

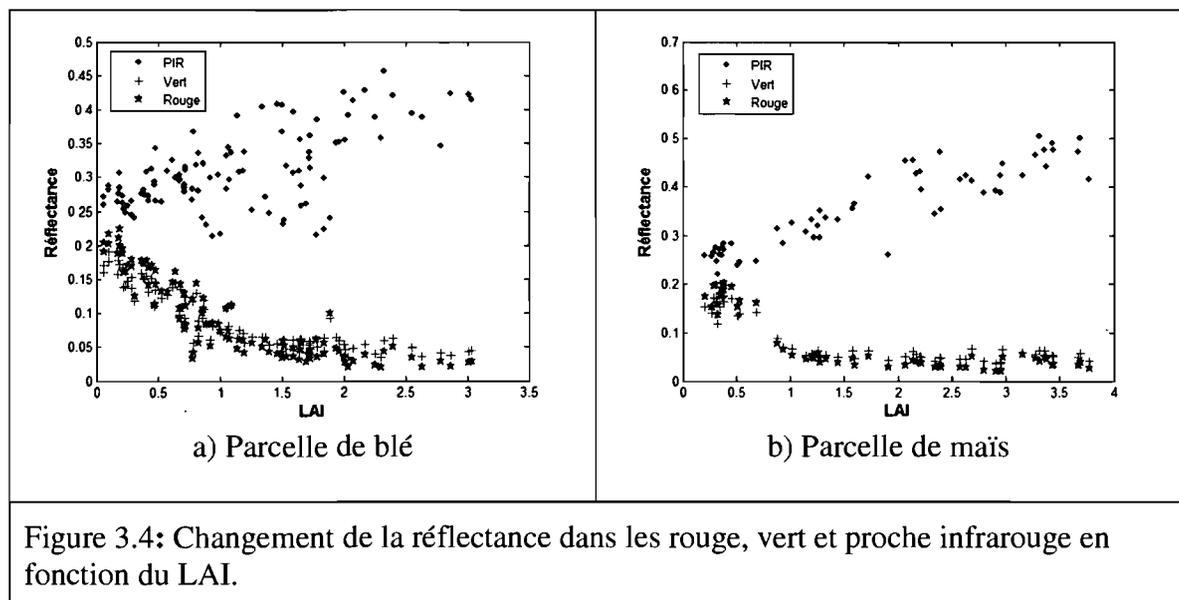


Figure 3.4: Changement de la réflectance dans les rouge, vert et proche infrarouge en fonction du LAI.

3.2.1 Analyses des données Duncan Tech

Ces analyses ont été effectuées en comparant les LAI estimés par les données de la caméra Duncan Tech et l'ensemble des modèles empiriques (retenus ou développés) et les LAI mesurés sur le terrain. Tel que mentionné dans le chapitre précédent, seuls les indices NDVI et MSAVI peuvent être calculés à partir des données de la caméra DuncanTech. Compte tenu du fait que la résolution spatiale des images est de 25 cm tandis que les

mesures du LAI sur le terrain ont été effectuées dans des quadrats de 1 m^2 , comme valeur de l'indice de végétation nous avons considéré une valeur moyenne à l'intérieur d'une fenêtre de 3×3 centré au pixel qui contient le centre du quadrat de mesure du LAI. Les analyses ont été effectuées séparément avec les mesures du LAI effectuées pour le même quadrat le 9 et le 12 juillet, les dates les plus proches du passage de la caméra le 11 juillet. Les résultats des analyses sont montrés dans les tableaux 3.5 et 3.6 ainsi que les figures 3.5 et 3.6. La différence entre les séries des données utilisées en fonction des indices est due principalement à l'élimination des points dont le LAI est négatif; ceci dans le cas d'utilisation des modèles de la littérature et non pas dans le cas de nos propres modèles. Nous avons quand même retenus dans les deux cas les mêmes observations afin de mieux comparer les résultats.

Les corrélations entre le LAI mesuré et celui estimé par l'application des modèles retenus de la littérature pour les deux dates de mesures soit le 09 et le 12 juillet sont montrées au tableau 3.5. Elles sont significatives ($p < 0,01$) pour les deux cultures seulement dans le cas du modèle impliquant le MSAVI. L'application des nos propres modèles donne des corrélations significatives avec les deux indices (Tableau 3.6). Les figures 3.5 et 3.6 illustrent bien ces résultats. Par ces figures il est clair cependant que les modèles basés sur le MSAVI conduisent à une surestimation de LAI par rapport à celui mesuré sur le terrain. En effet le LAI terrain varie dans un intervalle entre 0,6 et 2,4 environ tandis que celui estimé, dans un intervalle entre 2,5 et 4,5 environ et ce pour les deux cultures. De l'autre part notre propre modèle basé sur le NDVI mène à une sous-estimation

Ces résultats montrent que les modèles empiriques alimentés par les données de la caméra captent bien les variations relatives du LAI à l'intérieur des deux champs au moment du passage du capteur. Les relations établies sont évidentes avec les modèles empiriques impliquant le MSAVI. Le modèle empirique tiré de la littérature et impliquant le NDVI ne donne pas des résultats probants contrairement au nôtre établi à la section précédente. Il

existe cependant un problème de sous- ou de sur- estimation de la valeur absolue du LAI particulièrement dans le cas des modèles fondés sur le MSAVI.

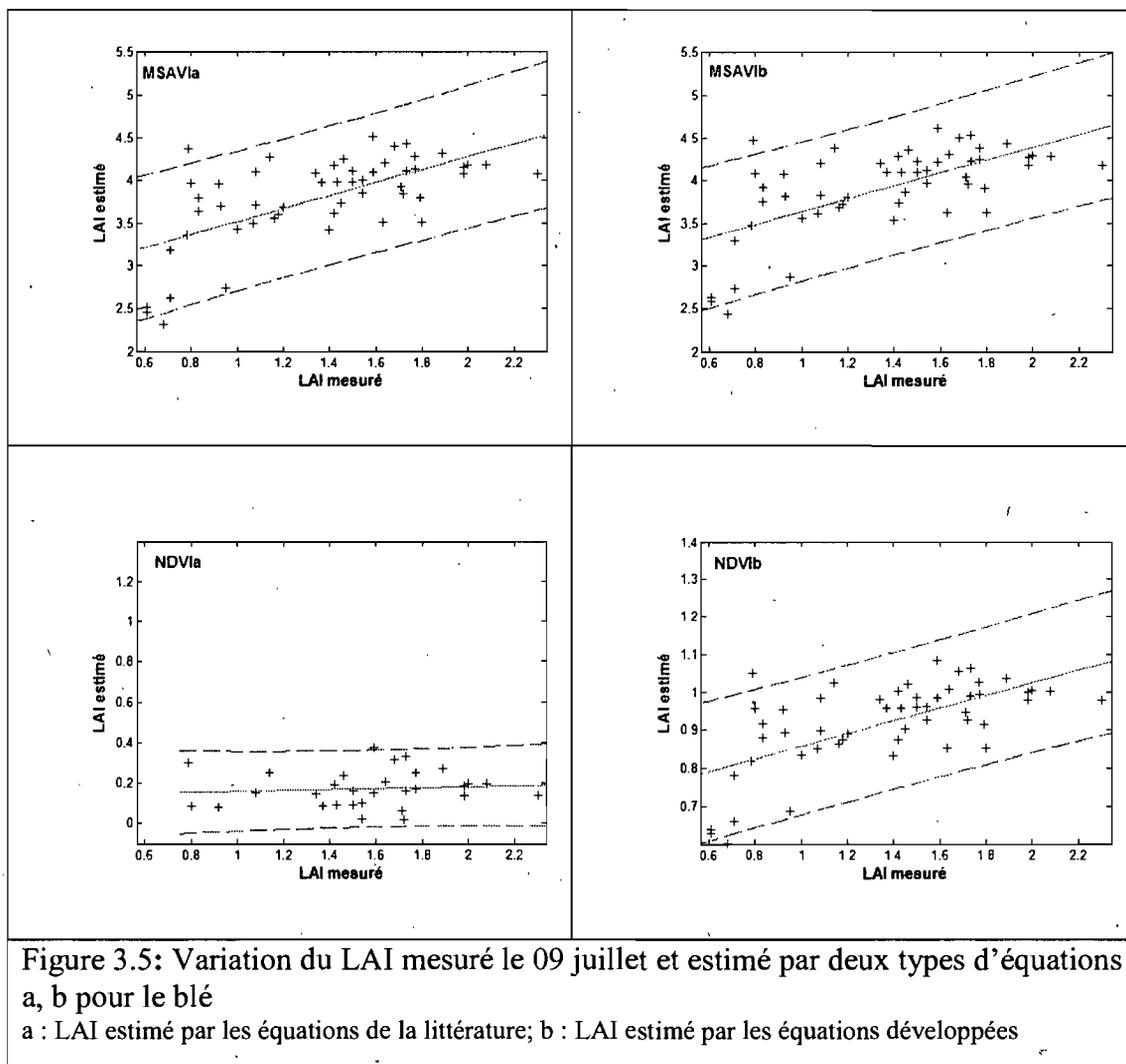
Modèle empirique retenu de la littérature	<i>Blé (3X3)</i>	<i>Maïs (3X3)</i>	<i>Blé&Maïs (3X3)</i>
<i>09juillet</i> LAI= f(NDVI) LAI=f(MSAVI)	0.088 (n=30) 0,636** (n=52)	0.188 (n=24) 0.511** (n=39)	-0.33 (n=54) 0.578** (n=91)
<i>12 juillet</i> LAI= f(NDVI) LAI=f(MSAVI)	0.153(n=26) 0,626** (n=48)	0.133 (n=24) 0.462** (n=39)	-0.70 (n=50) 0,564** (n=87)

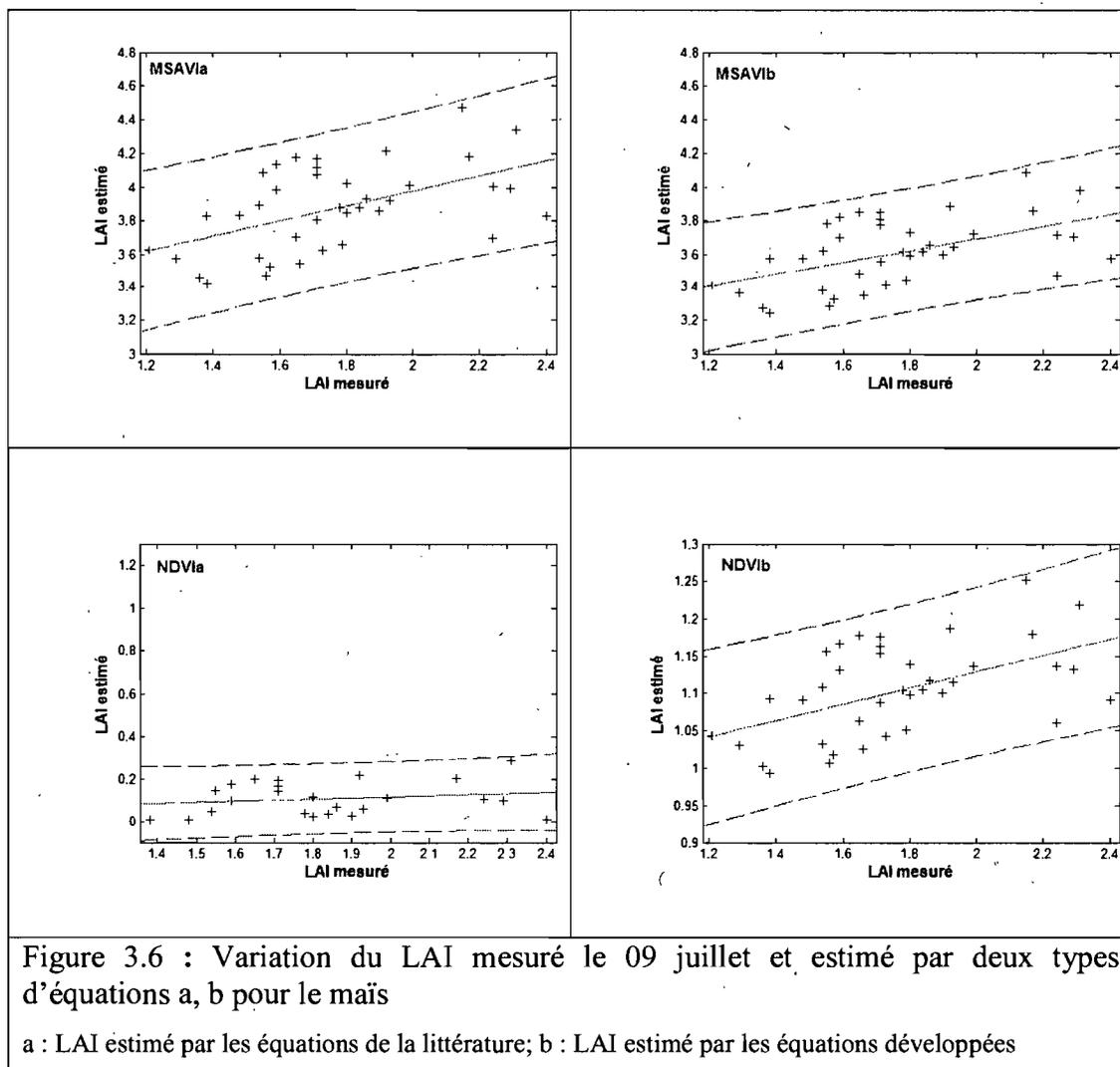
Tableau 3.5: Corrélations entre le LAI mesuré et estimé par les équations de la littérature pour une fenêtre de 3 x3 (** la corrélation est significative au niveau 0,01(bilatéral))

Modèle empirique développé	<i>Blé (3X3)</i> (n=52)	<i>Maïs (3X3)</i> (n=42)	<i>Blé&Maïs (3X3)</i> (n=90)
<i>09juillet</i> LAI= f(NDVI) LAI=f(MSAVI)	0.636** (n=30) 0.636** (n=52)	0.510** (n=24) 0.511** (n=39)	0.709** (54) 0.342** (91)
<i>12juillet</i> LAI= f(NDVI) LAI=f(MSAVI)	(n=48) 0.626** (n=26) 0.626** (n=48)	0.461** (n=24) 0.462** (n=39)	0.731** (50) 0.308** (87)

Tableau 3.6: Corrélations entre le LAI mesuré et estimé par les équations développées pour une fenêtre de 3 x3

** la corrélation est significative au niveau 0,01(bilatéral)





3.2.2 Analyses de données CASI

Tout comme pour les données de la caméra Duncan Tech nous avons suivi la même approche dans l'analyse des données CASI. Cependant contrairement aux données de la caméra a) tous les modèles empiriques ont été examinés et b) les données terrain utilisées ont été acquises à la même date du passage du capteur. Nous avons décidé d'effectuer des analyses avec des données CASI en se servant des valeurs des pixels comprenant le centre du quadrant de mesure du LAI car la résolution des images était compatible à la taille du

quadrant. À titre de comparaison nous avons répété les analyses en moyennant les valeurs des pixels dans une fenêtre 3x3.

Tel que montré par les tableaux 3.7 à 3.10 ainsi que les figures 3.7 et 3.8 tous les modèles empiriques (retenus ou développés) captent bien les variations relatives observées du LAI à l'intérieur des deux champs que ce soit avec des données CASI moyennées ou non. Cependant, ici aussi il existe un problème de sur-estimation des valeurs absolues du LAI. Dans le cas du maïs ce problème est très évident avec les modèles impliquant des indices autres que le NDVI. Le même problème se présente dans le cas du blé mais particulièrement pour les fortes valeurs du LAI. En règle générale les modèles développés montrent de ce point de vue un meilleur comportement pour les deux types de culture.

Modèle empirique retenu de la littérature	Blé (3X3) (n=51)	Maïs (3X3) (n=44)	Blé & Maïs (3X3) (n=95)
LAI= f(NDVI)	0,657**	0,521**	0,728**
LAI=f(MTVI2)	0,609**	0,693**	0,718**
LAI=f(MASVI)	0,626**	0,667**	0,730**
LAI=f(RDVI)	0,616**	0,577**	0,718**

Tableau 3.7: Les caractéristiques de la corrélation entre le LAI mesuré et celui estimé par les équations de la littérature pour une fenêtre de 3 x3 (** la corrélation est significative au niveau 0,01(bilatéral)).

Modèle empirique développé	Blé (3X3) (n=51)	Maïs (3X3) (n=44)	Blé & Maïs (3X3) (n=95)
LAI= f(NDVI)	0,660**	0,522**	0,720**
LAI=f(MTVI2)	0,609**	0,693**	0,690**
LAI=f(MASVI)	0,627**	0,666**	0,694**
LAI=f(RDVI)	0,620**	0,575**	0,690**

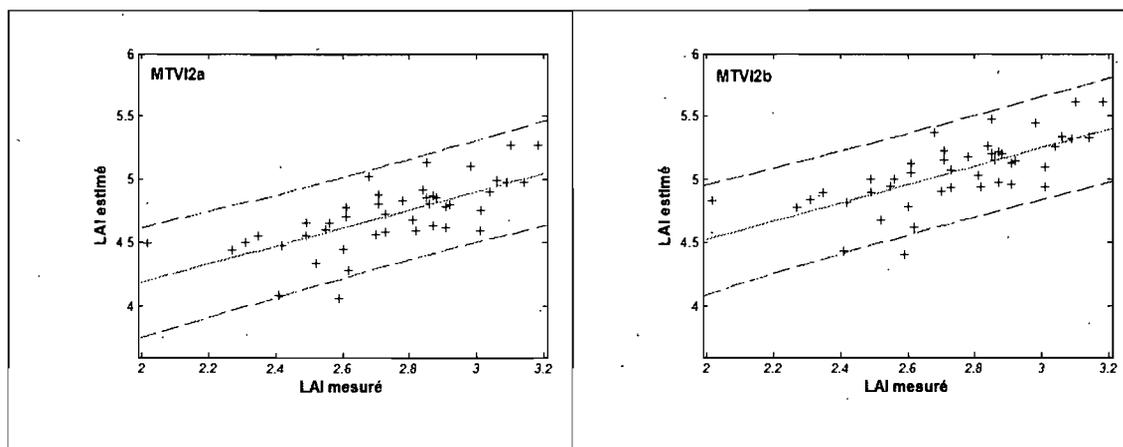
Tableau 3.8 : Les caractéristiques de la corrélation entre le LAI mesuré et celui estimé par les équations développées pour une fenêtre de 3 x3 (** la corrélation est significative au niveau 0,01(bilatéral)).

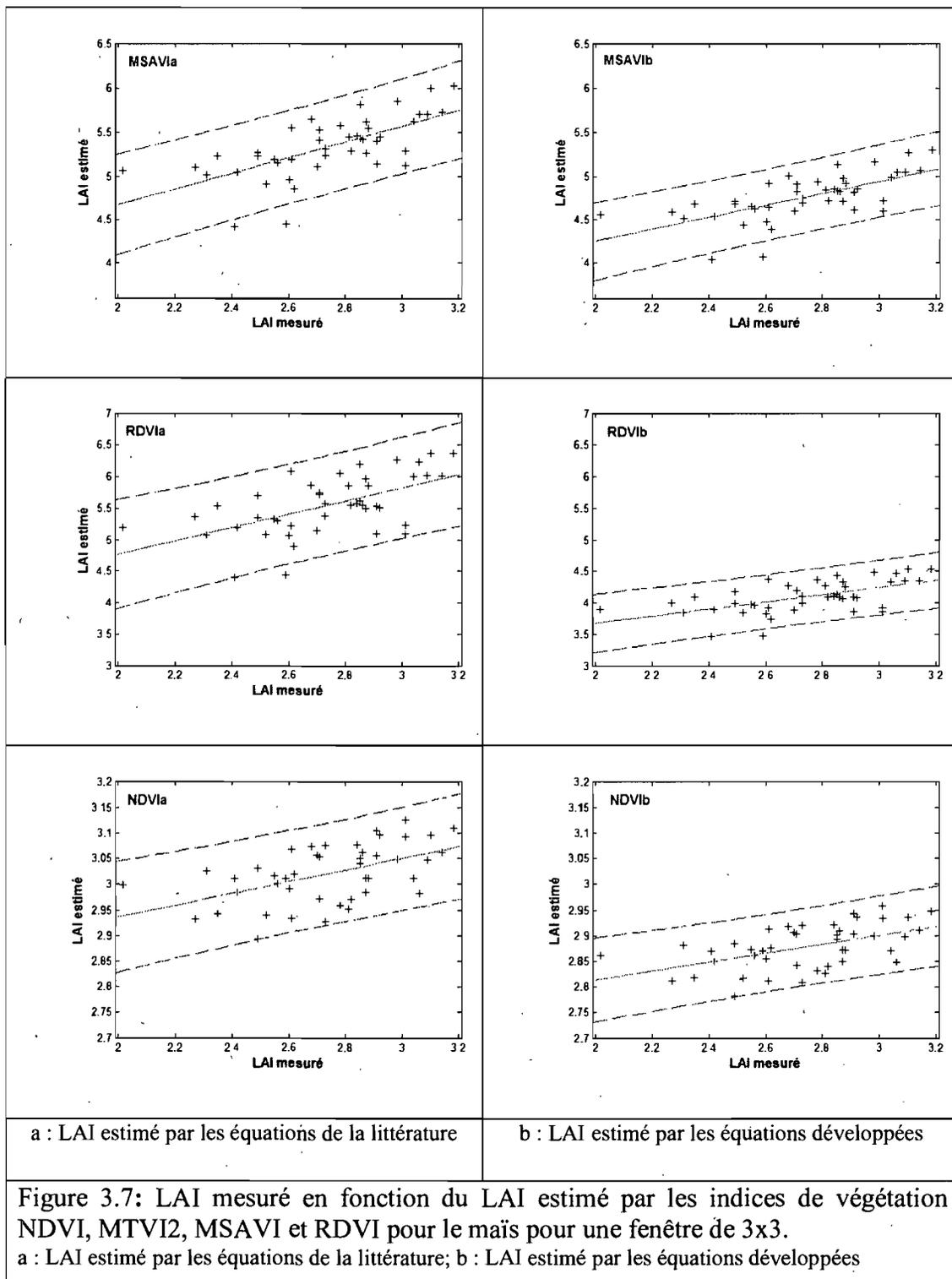
Modèle empirique retenu de la littérature	Blé (1X1) (n=51)	Mais (1X1) (n=44)	Blé & Mais (1X1) (n=95)
LAI= f(NDVI)	0.670*	0.317*	0.721**
LAI=f(MTVI2)	0.630**	0.523**	0.715**
LAI=f(MASVI)	0.648**	0.545**	0.733**
LAI=f(RDVI)	0.640**	0.473**	0.717**

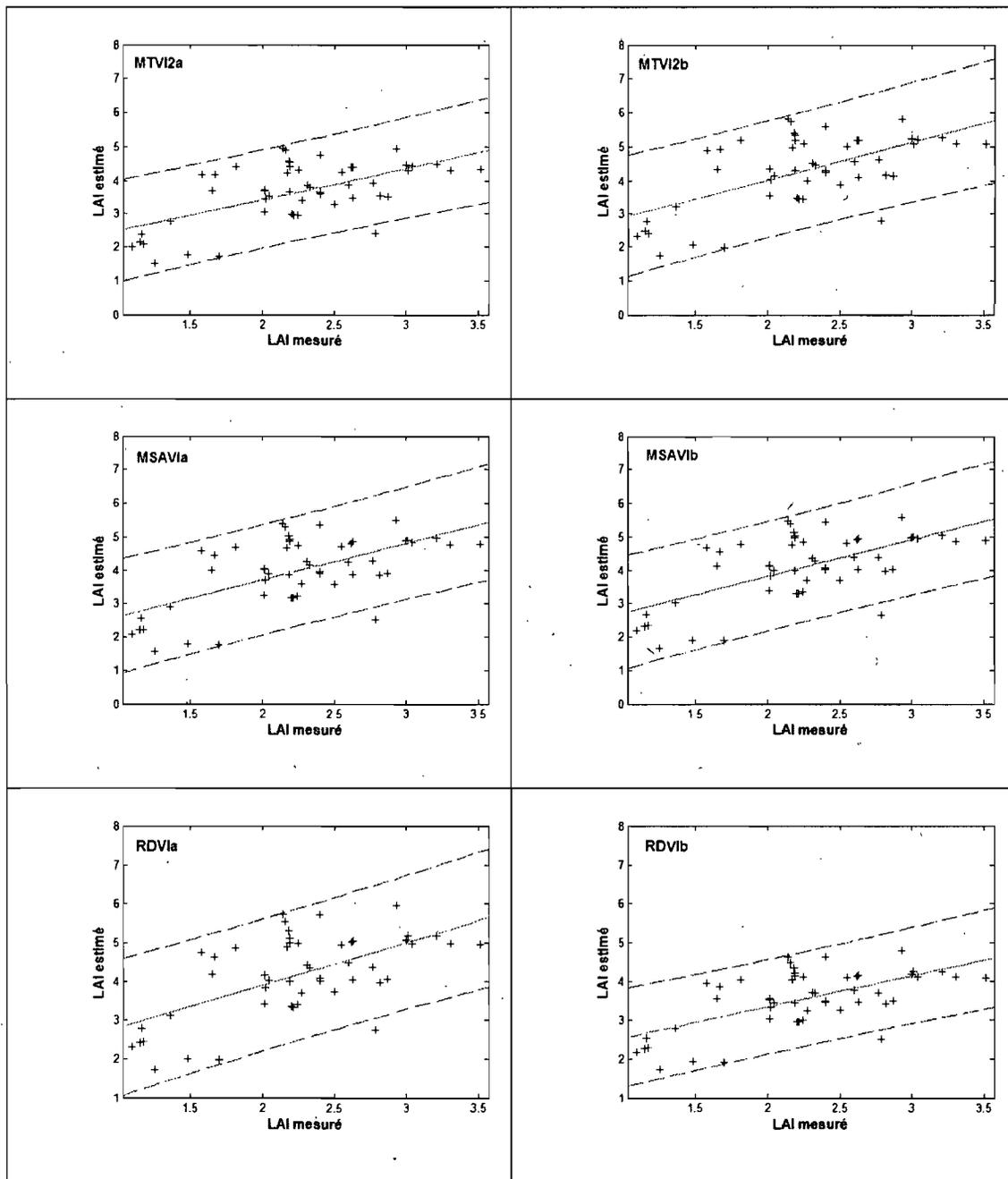
Tableau 3.9 : Caractéristiques de la corrélation entre le LAI mesuré et celui estimé par les équations de la littérature pour une fenêtre de 1x1 (** la corrélation est significative au niveau 0,01(bilatéral)).

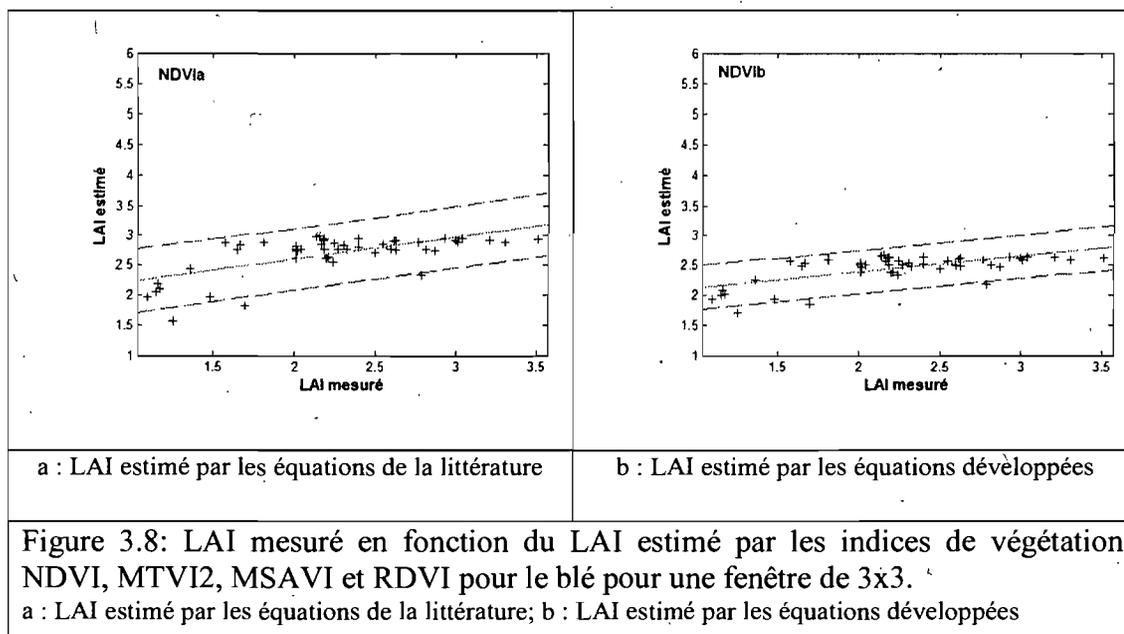
Modèle empirique développé	Blé (1X1) (n=51)	Mais (1X1) (n=44)	Blé & Mais (1X1) (n=95)
LAI= f(NDVI)	0,676*	0,319*	0,729**
LAI=f(MTVI2)	0,630**	0,522*	0,679**
LAI=f(MASVI)	0,649**	0,543**	0,691**
LAI=f(RDVI)	0,644**	0,472**	0,687**

Tableau 3.10 : Caractéristiques de la corrélation entre le LAI mesuré et celui estimé par les équations de la littérature pour une fenêtre de 1 x 1 (** la corrélation est significative au niveau 0,01(bilatéral)).









3.3 Possibilité d'estimation du LAI par les données LiDAR

Les modèles empiriques d'estimation du LAI ont été validés jusqu'à présent à partir d'un nombre d'échantillons relativement restreint. Les données LiDAR nous offrent la possibilité de valider leur capacité de capter les variations intra-champ du LAI. Tel que démontré par Houldcroft *et al.* (2005) un LiDAR similaire au nôtre est suffisamment sensible aux variations verticales de la structure d'une canopée. Sa résolution verticale serait de l'ordre de 10 cm. En utilisant des modèles géométriques de distribution verticale des feuilles d'une canopée de maïs et de tournesol et des profils de hauteur mesurée par leur LiDAR étaient en mesure d'évaluer le LAI avec une erreur inférieure à 10%. Ceci nous a donné l'idée d'évaluer l'ensemble des modèles en mettant en relation les valeurs estimées du LAI avec les valeurs des hauteurs mesurées par LiDAR comme il le sera question au chapitre 4. Avant de procéder à cette analyse nous avons voulu valider pour les champs à l'étude la relation entre les hauteurs de canopée mesurées au sol ou établies par LiDAR et les LAI mesurées sur le terrain (Tableaux 2.2 et 2.3). Le tableau 3.11 et la figure 3.9 montrent qu'effectivement les variations de la hauteur de la canopée sont bien corrélées avec les variations du LAI.

LAI mesuré au sol	Hauteur LiDAR	Hauteur mesurée au sol
Blé LAI=f(hauteur)	0.515**(52)	0.788**(52)
Maïs LAI=f(hauteur)	0.430**(42)	0,733**(42)

Tableau 3.11: Corrélations entre le LAI mesuré au sol et la hauteur de la canopée

** La corrélation est significative au niveau 0.01 (bilatéral).

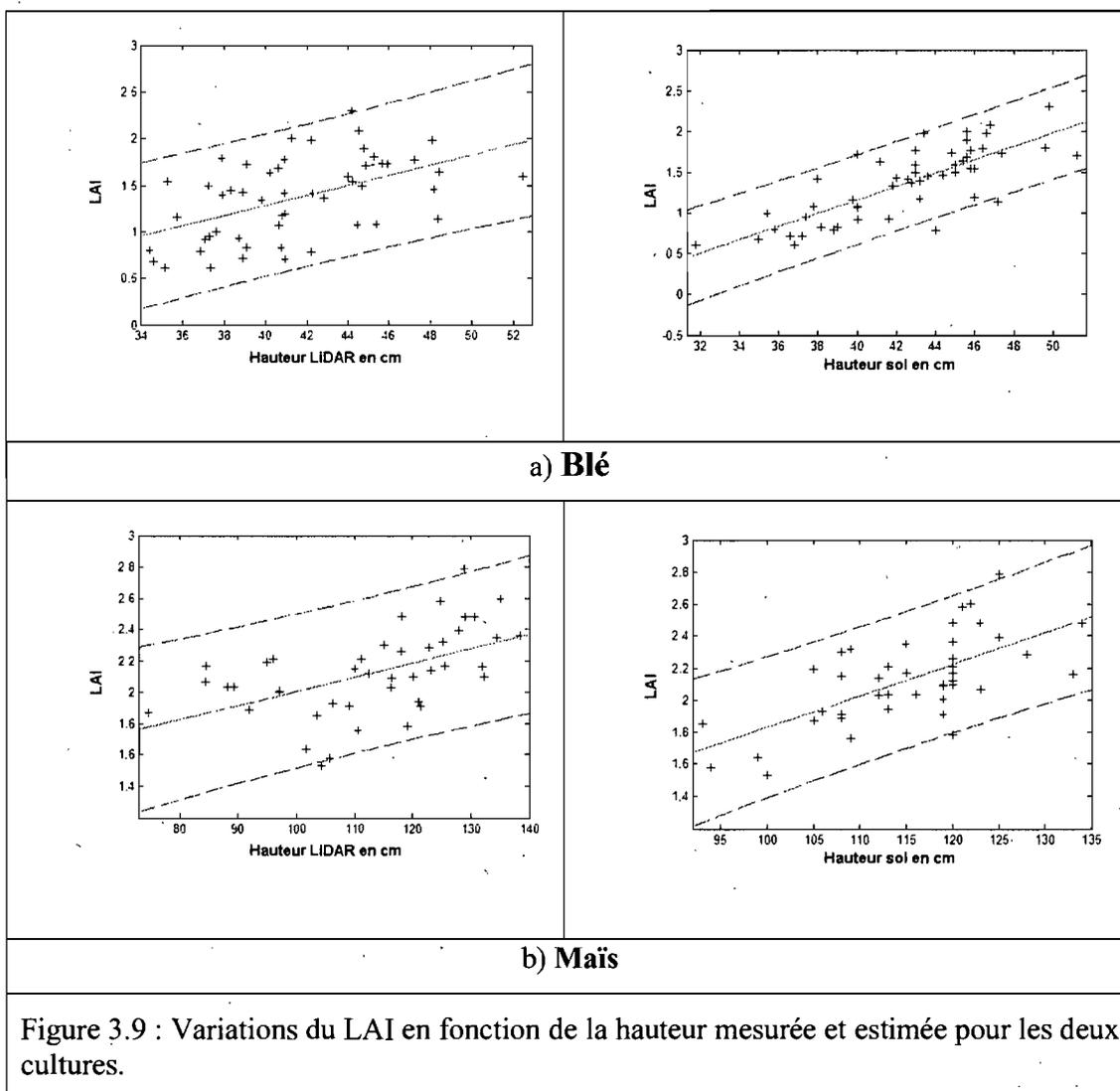


Figure 3.9 : Variations du LAI en fonction de la hauteur mesurée et estimée pour les deux cultures.

Ces analyses montrent effectivement que les modèles de la canopée établis par LiDAR pourraient nous mener à des analyses plus poussées des variations du LAI intra champs (voir chapitre4).

Chapitre 4 : Estimation de la FVC et relation avec le LAI : résultats

4.1 Introduction

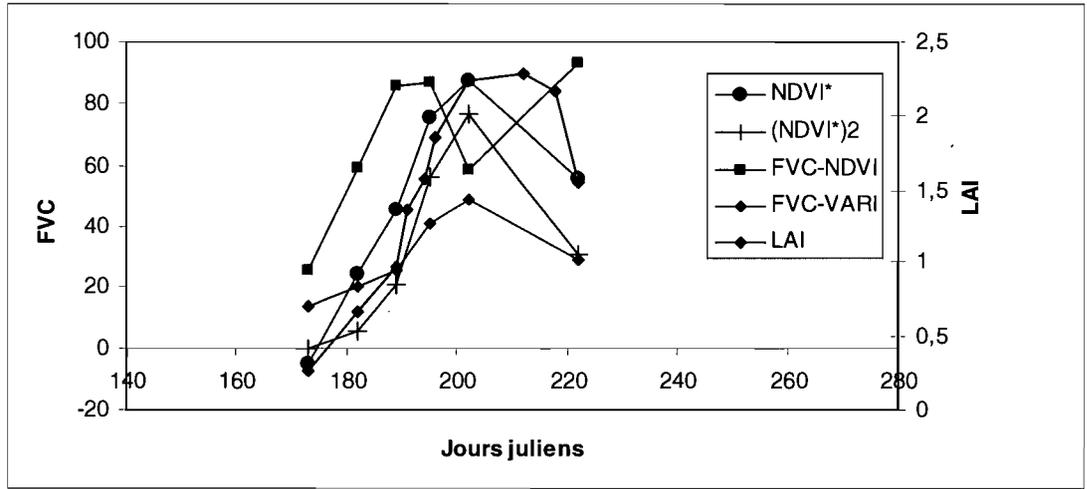
L'absence de données terrain sur la FVC limitait passablement les analyses pour valider les divers modèles d'estimation retenus pour ce paramètre biophysique. Nous avons quand même essayé par des voies indirectes d'évaluer la qualité de ces modèles. Ces voies indirectes comprenaient :

1. Une comparaison qualitative de la dynamique du LAI et celle de la FVC estimée par les différents modèles pendant toute la période de croissance ;
2. Le calcul de la fraction du couvert végétal en se servant des réflectances mesurées au sol ainsi que celles provenant du capteur CASI.

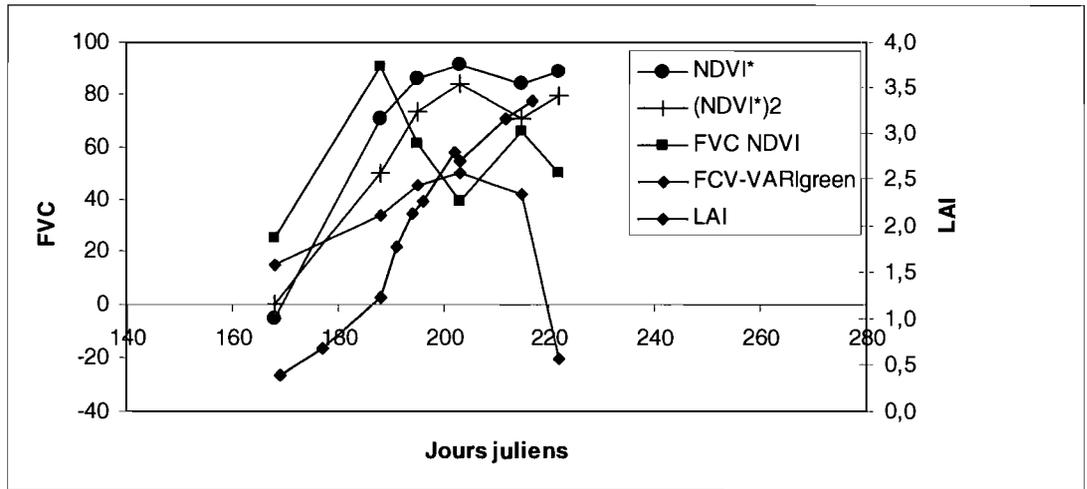
Les résultats de ces analyses sont présentés dans les paragraphes qui suivent. Dans ce chapitre nous examinons également les relations entre les données LiDAR, la FVC et le LAI.

4.2 Validation qualitative des modèles d'estimation de la FVC

Tel que montré par la figure 1.4 (chapitre 1), l'évolution de la FVC pendant la saison de croissance suit une courbe à toute fin pratique similaire à celle du LAI. Nous pouvons donc s'attendre à un tel comportement avec nos données. La figure 4.1 montre la dynamique temporelle du LAI et de la FVC obtenue par les différents modèles à partir des indices calculés des données terrain. D'après cette figure les FVC estimées par les modèles NDVI*et $(NDVI*)^2$ suivent bien l'allure du LAI, et ce, pour les deux cultures. Le modèle VARI green a un comportement similaire pour le blé mais pas pour le maïs tandis que le modèle FVC-NDVI présente un comportement anormal.



(a) blé



(b) maïs

Figure 4.1 : Dynamique temporelle du LAI et du taux de couverture calculé par différentes méthodes.

4.3 Validation indirecte des modèles d'estimation de la FVC

Pour cette analyse, nous avons utilisé les valeurs de réflectance mesurées au sol dans les deux champs au moment du passage du CASI. Dans un premier temps, ces valeurs ont été utilisées pour estimer la fraction du couvert végétal par point d'échantillonnage au sol en se servant du système d'équations suivantes :

$$\rho_{pir} = f_1 \rho_{pir-végétation} + f_2 \rho_{pir-sol}$$

$$\rho_{rouge} = f_1 \rho_{rouge-végétation} + f_2 \rho_{rouge-sol}$$

Où :

ρ_{pir}	Réflectance du proche infrarouge mesurée par l'ASD (%) ;
ρ_{rouge}	Réflectance du rouge mesurée par l'ASD (%) ;
$\rho_{pir-végétation}$	Valeur standard de la réflectance de la végétation dans le proche infrarouge (%) ;
$\rho_{pir-sol}$	Valeur standard de la réflectance du sol dans le proche infrarouge (%) ;
$\rho_{rouge-végétation}$	Valeur standard de la réflectance de la végétation dans le rouge (%) ;
$\rho_{rouge-sol}$	Valeur standard de la réflectance du sol dans le rouge (%) ;
f_1	Fraction de la végétation au niveau d'un mixel (pixel hétérogène) ;
f_2	Fraction de du sol au niveau d'un mixel (pixel hétérogène) .

Les valeurs standard proviennent du capteur CASI (tableau 4.1). Celles du sol ont été obtenues en marge de l'analyse décrite dans la section 2.3.2:1 tandis que celles de la végétation pour le blé et le maïs ont été calculées en tenant compte des pixels avec un très fort NDVI. Ainsi, il a été possible d'estimer la fraction de la surface d'analyse (1 m²) occupée par la végétation (f_1).

Réflectance (%)	Sol	Végétation
ρ_n	0,33	0,53
ρ_r	0,20	0,02

Tableau 4.1: Les valeurs de la réflectance (rouge et proche infra rouge) du sol et de la végétation

Dans un deuxième temps, les mêmes valeurs de réflectance mesurées au sol ont été utilisées dans les différents modèles empiriques afin d'estimer la FVC. La relation entre la fraction (f) et la FVC a été finalement établie. Les résultats montrent des corrélations significatives pour tous les modèles sauf pour la fvc-VARI green (tableau 4.1). La fvc-NDVI suit un comportement anormal avec une FVC négative pour une fraction croissante. Comme dans le cas de l'analyse qualitative, les modèles présumant une relation directe entre le NDVI* et la FVC montrent un meilleur comportement.

Modèles empiriques	Sol (26)
$(NDVI^*)^2 = f(f)$	0.667**
$(NDVI^*) = f(f)$	0.669**
$fvc_NDVI = f(f)$	-0.652**
$fvc_VARIgreen = f(f)$	0.321

Tableau 4.2: Coefficients de corrélation entre les FVC calculées par différents modèles empiriques retenus et la fraction de la végétation.

** La corrélation est significative au niveau 0.01 (bilatéral)

*La corrélation est significative au niveau 0.05 (bilatéral)

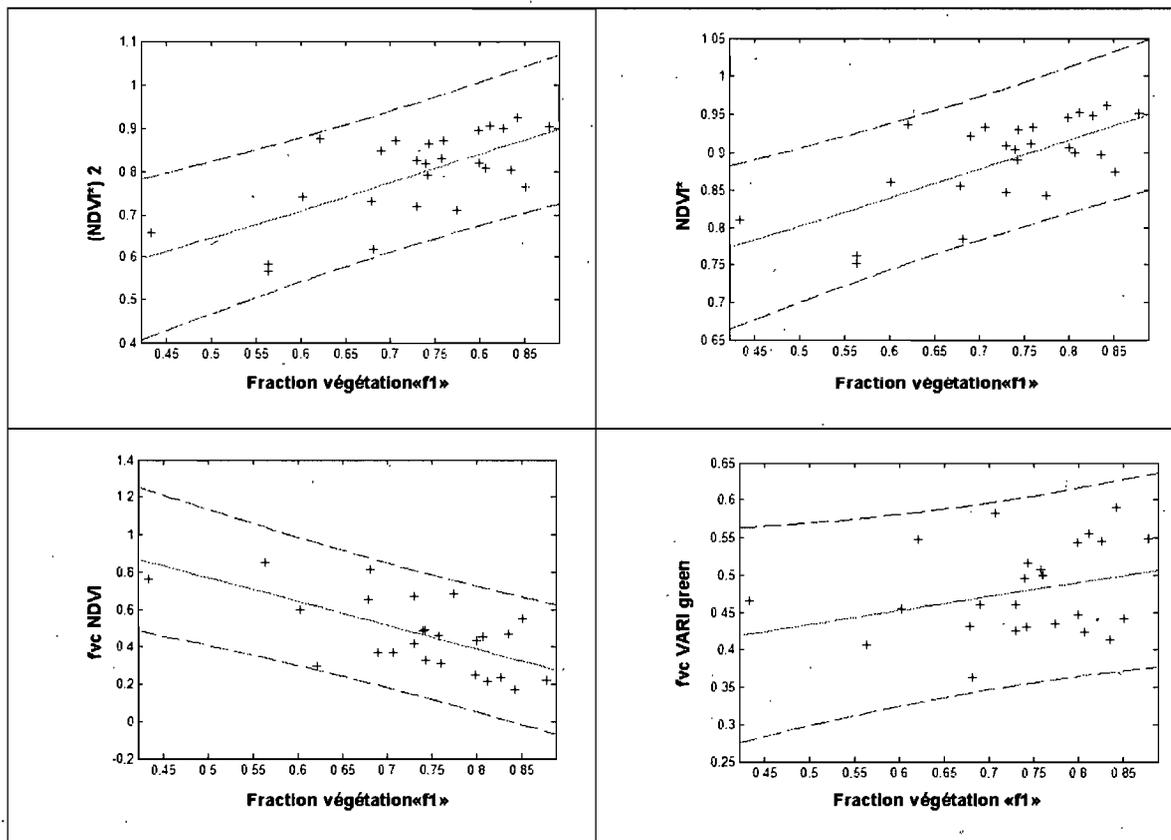


Figure 4.2: Différentes FVC calculées de données ASD au sol en fonction de la fraction de végétation «f1» au niveau des deux champs 25 et 917

4.4 Introduction des données LiDAR

L'introduction des données LiDAR visait deux objectifs principaux :

1. Examiner la possibilité d'estimer la FVC directement à partir de ces données.
2. Examiner plus à fond la relation entre le LAI et la hauteur de canopée établie avec un échantillon des données à la section 3.3.

Pour atteindre ces objectifs, on a utilisé les mêmes points au sol où la collecte de la hauteur pour les cultures (maïs et blé) a été faite le jour du passage du LiDAR d'une part. D'autre part, on a utilisé les données de toute l'image DuncanTech selon des intervalles de la hauteur (voir 4.4.1.2).

4.4.1 Étude de la fraction du couvert végétal (FVC)

4.4.1.1 Points au sol

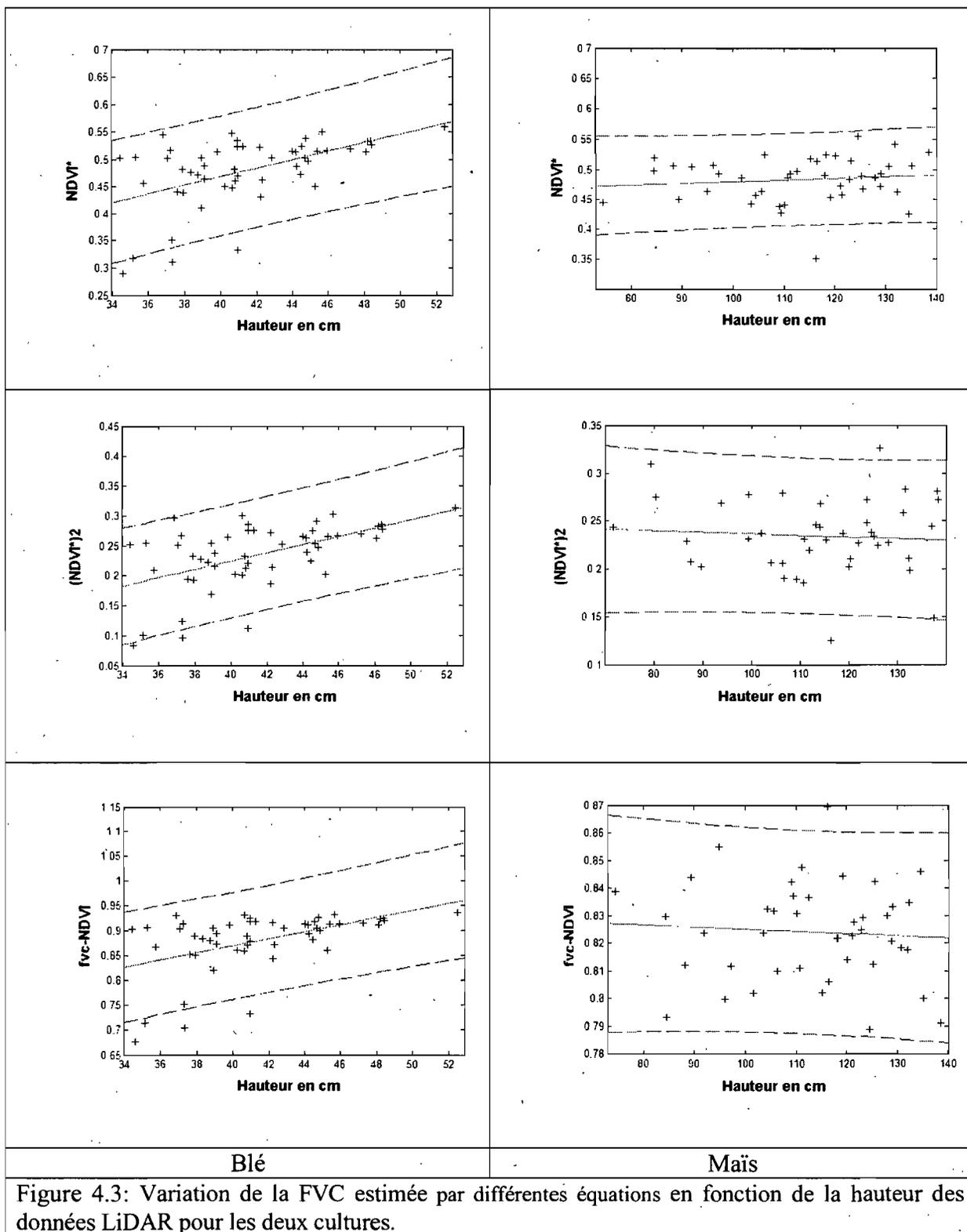
Cette fois on s'est limité aux données DuncanTech ; les résolutions des données LiDAR et CASI ne sont pas les mêmes et il y a également décalage entre la prise de ces deux séries de données.

Modèles empiriques	Maïs (43)	Blé (52)
$(NDVI^*)^2 = f(\text{Hauteur})$	0.119	0.527**
$(NDVI^*) = f(f \text{ Hauteur})$	0.108	0.515**
$fcv_NDVI = f(f \text{ Hauteur})$	0.083	0.486**

Tableau 4.3: Coefficients de corrélation entre les FVC calculées par différents modèles empiriques retenus et la hauteur.

** La corrélation est significative au niveau 0.01 (bilatéral)

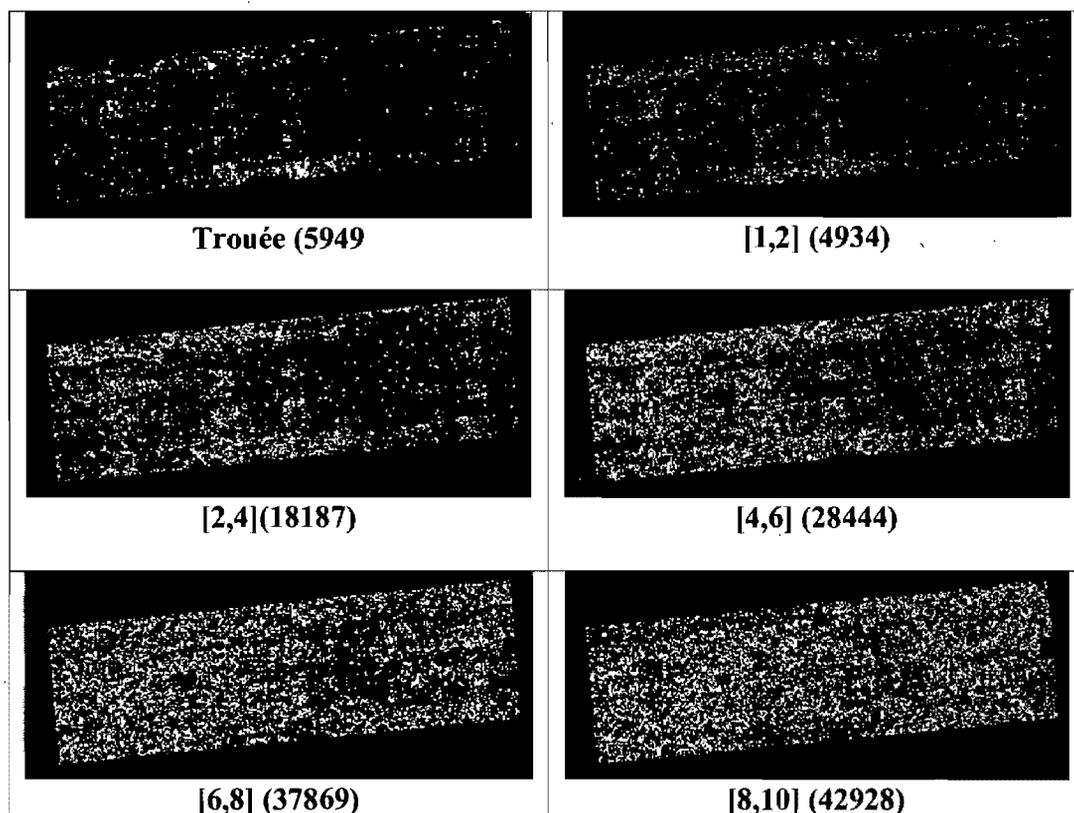
Le test statistique montre qu'il y a une corrélation significative entre la hauteur des données LiDAR et la FVC calculée par les différents modèles dans le cas du blé. D'après la figure ci-dessous, le test montre que la FVC augmente avec la hauteur. En effet, le changement de la hauteur est bien capté avec les données LiDAR, ainsi que les FVC calculées par les trois modèles en utilisant l'indice de végétation NDVI. Pour le maïs, le manque de corrélation pourrait s'expliquer par la saturation du NDVI pour ce type de culture et cette période de l'année.

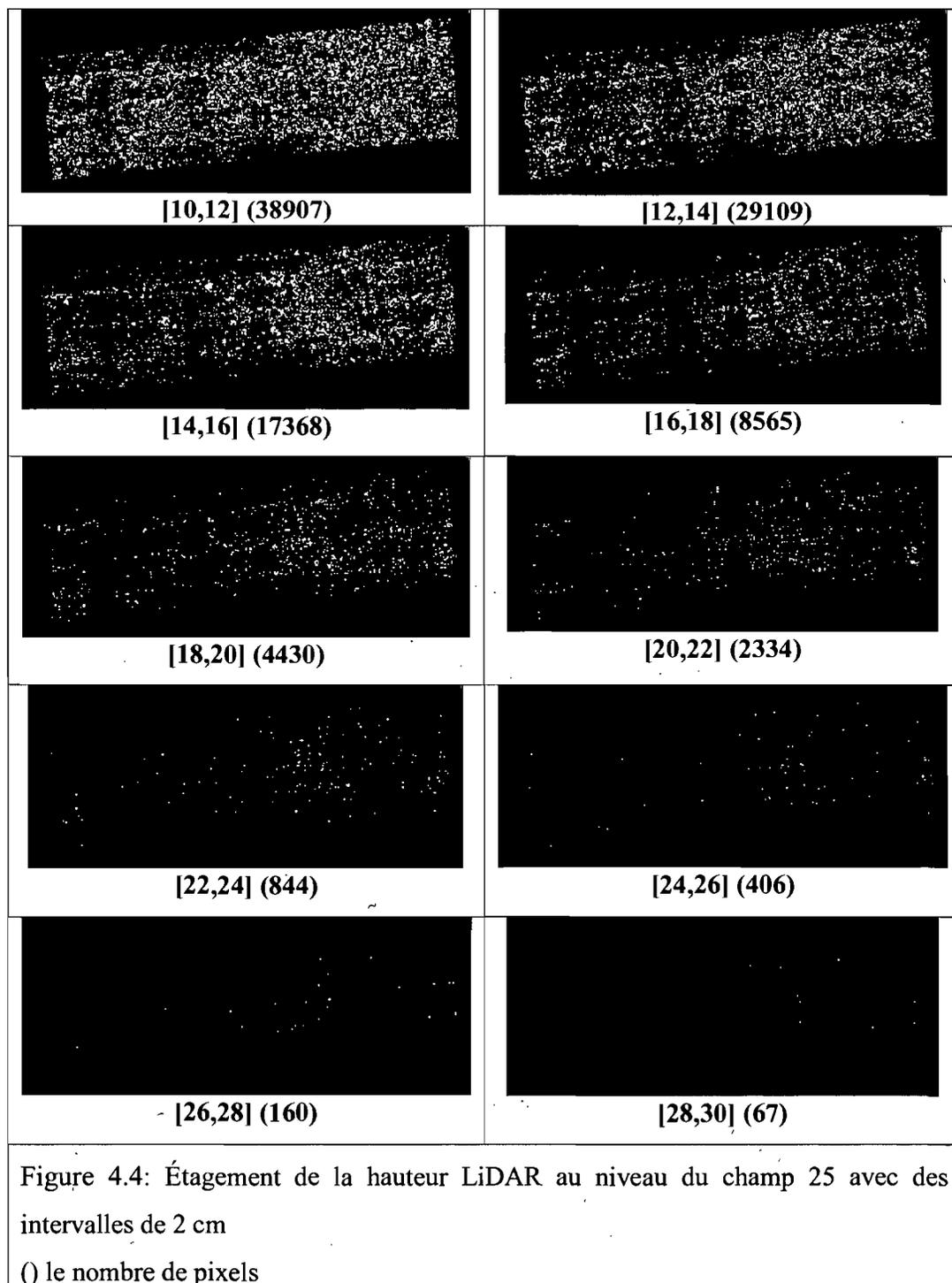


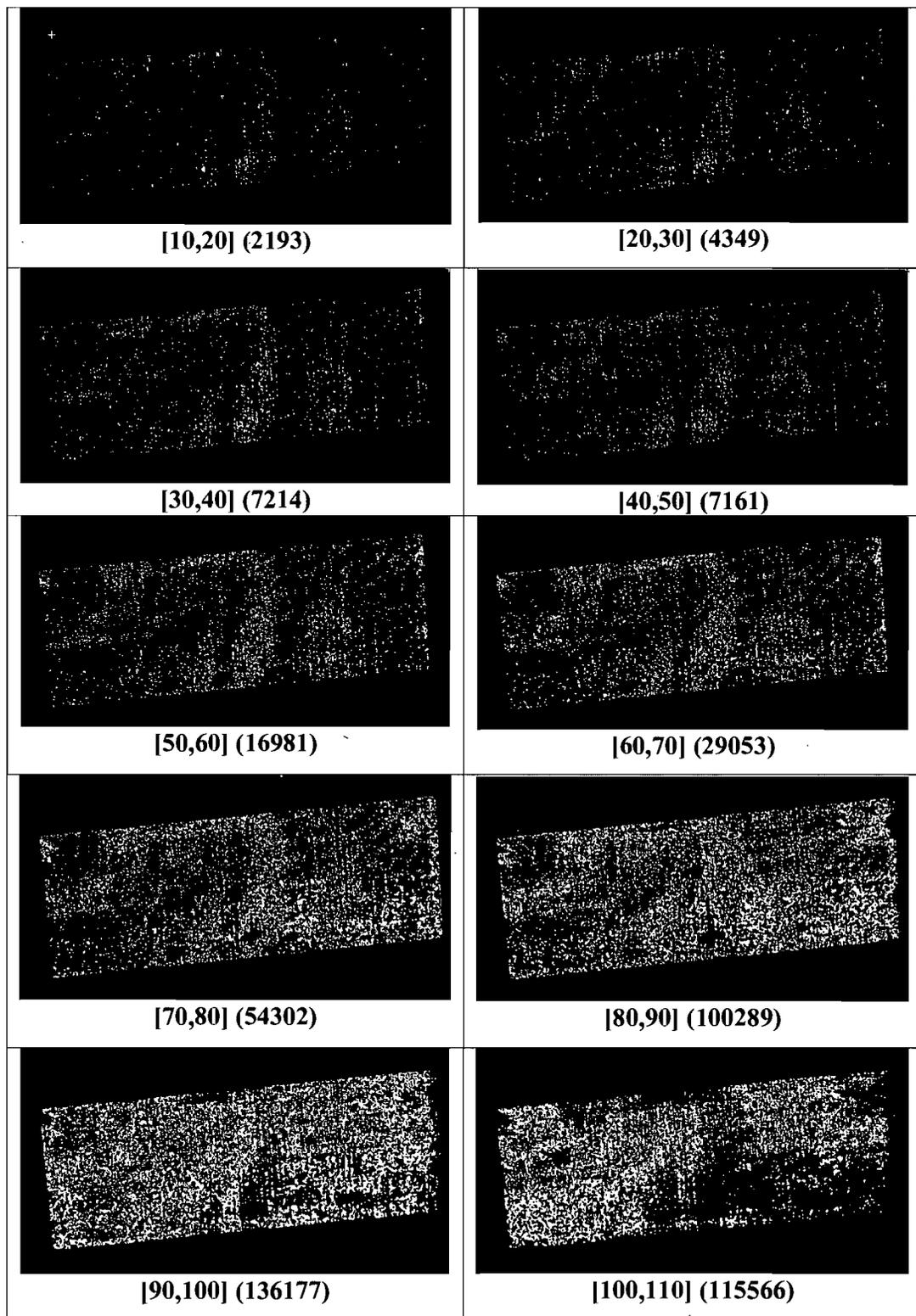
4.4.1.2 Intervalle de hauteur

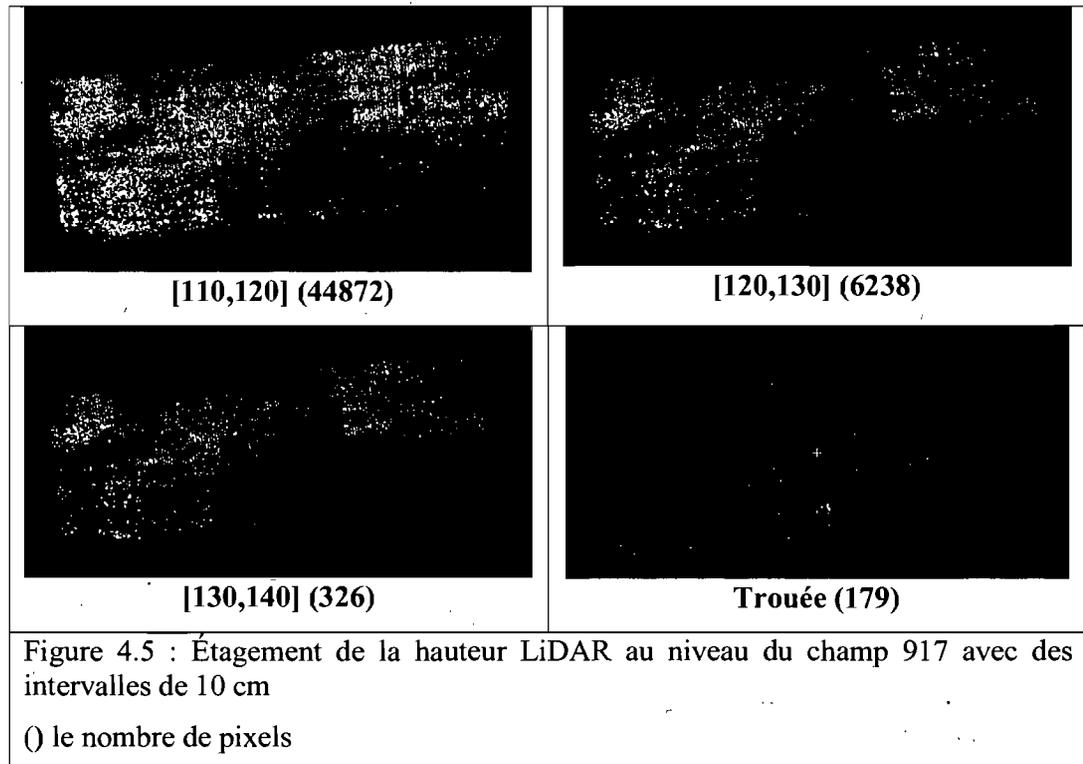
A. Découpage en étages selon la hauteur

Nous avons séparé les pixels par champ selon la hauteur en spécifiant des intervalles de la hauteur de 10 cm pour le cas du maïs et de 2 cm pour le cas du blé, Ces intervalles sont établis avant l'ajustement de la hauteur LiDAR par l'addition de l'erreur systématique prouvée. La limite supérieure de la hauteur pour le blé et le maïs est respectivement de 30 cm et de 140 cm (figures 4.3 et 4.4) en éliminant les trouées qui représentent les valeurs négatives de la hauteur (voir chapitre 2). Pour chaque « étage » de hauteur, on a calculé les indices de végétation et par la suite la FVC estimée par les différents modèles empiriques cités précédemment pour les données de la caméra.









B. Variation de la FVC en fonction de la hauteur

La variation des moyennes des FVC estimées par les différents modèles par pixel et par étage est montrée dans la figure 4.6. Dans cette figure on remarque que les trois modèles de la FVC (NDVI*, NDVI*2, fvc NDVI) :

a) prédisent des valeurs qui croissent d'une façon linéaire en fonction de la hauteur en ce qui a trait au champ de blé. On observe cependant une tendance nette à la saturation des valeurs à partir d'une hauteur d'environ 40 cm ;

b) contrairement au champ de blé, les valeurs prédites de la FVC par les différents modèles varient peu dans le cas du champ de maïs. Il y a une certaine tendance à la saturation des valeurs jusqu'à 1m de hauteur et par la suite une augmentation pour les plus grandes hauteurs. Comme précédemment il y a une indication que la hauteur de la canopée n'est pas

un estimateur valable de la FVC pour le maïs du moins à ce stade de croissance. Il n'est pas aussi exclu que les valeurs de NDVI telles que calculées par les données de la caméra sont saturées pour cette culture à ce stade de développement.

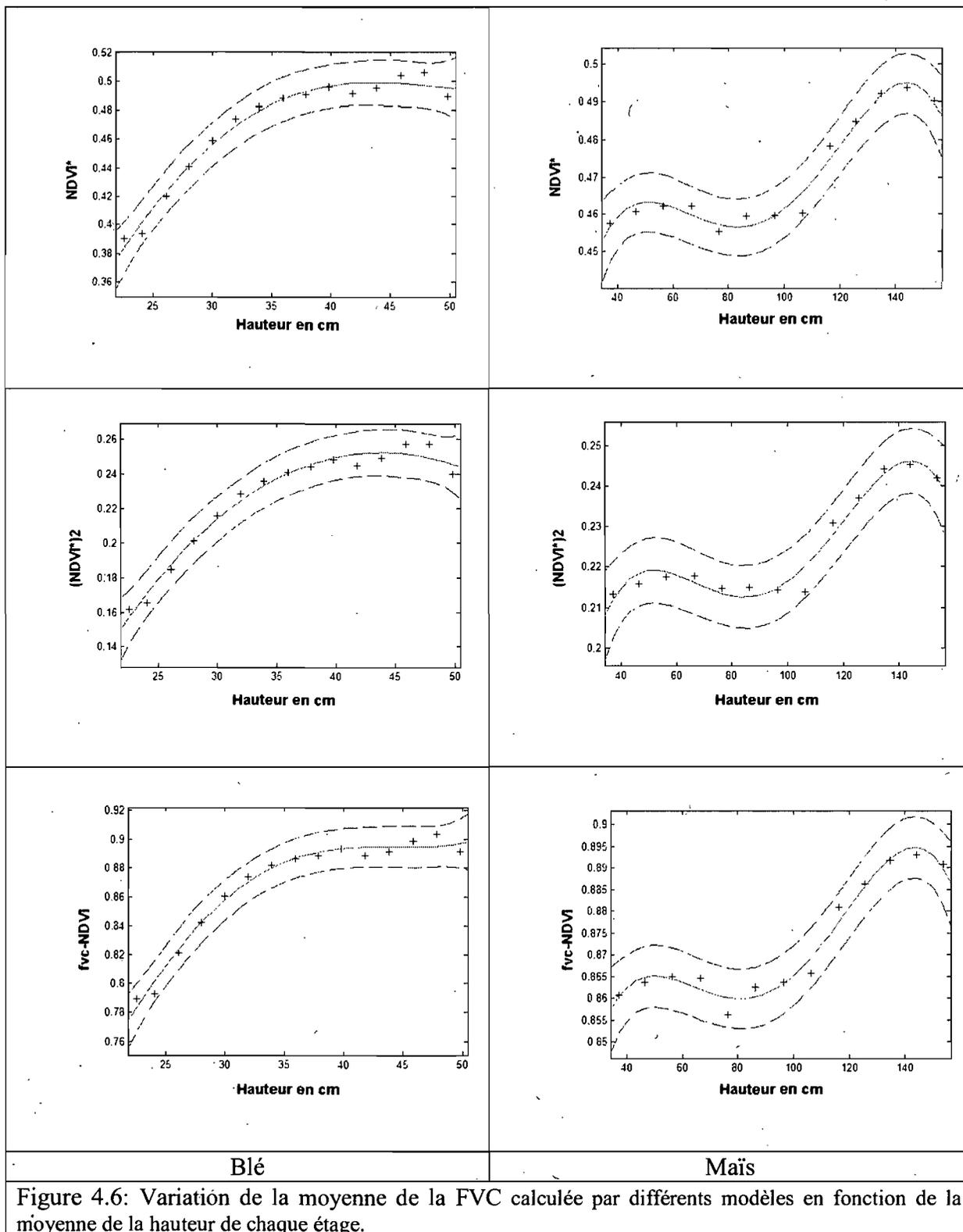


Figure 4.6: Variation de la moyenne de la FVC calculée par différents modèles en fonction de la moyenne de la hauteur de chaque étage.

4.4.2 Étude de la relation entre la hauteur et le LAI

4.4.2.1 Variation du LAI en fonction de la hauteur

De la même façon qu'on a procédé pour l'étude de la variation de la FVC avec la hauteur, on a étudié le LAI avec la hauteur en utilisant dans un premier lieu, les points au sol. En effet, on a extrait les informations de la hauteur des données LiDAR et les valeurs de l'indice de végétation (NDVI et le MSAVI) de la caméra DuncanTech. Ces informations sont la moyenne de 3X3 pixels tout au tour des points échantillonnés au sol (LAI et hauteur).

Et dans un deuxième lieu, on a étudié la variation du LAI et la hauteur en établissant des moyennes des valeurs de chaque étage de la hauteur.

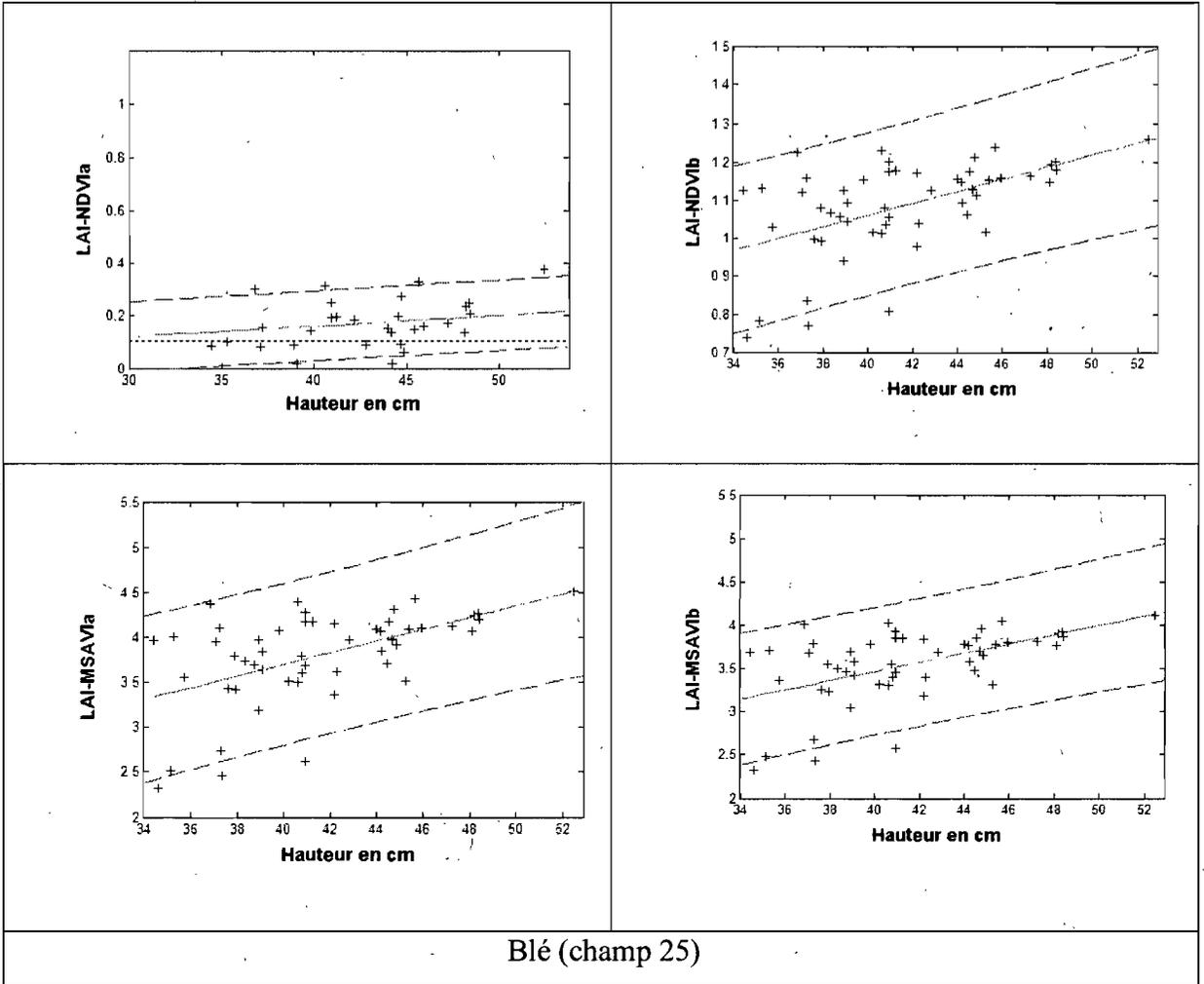
A. Points au sol

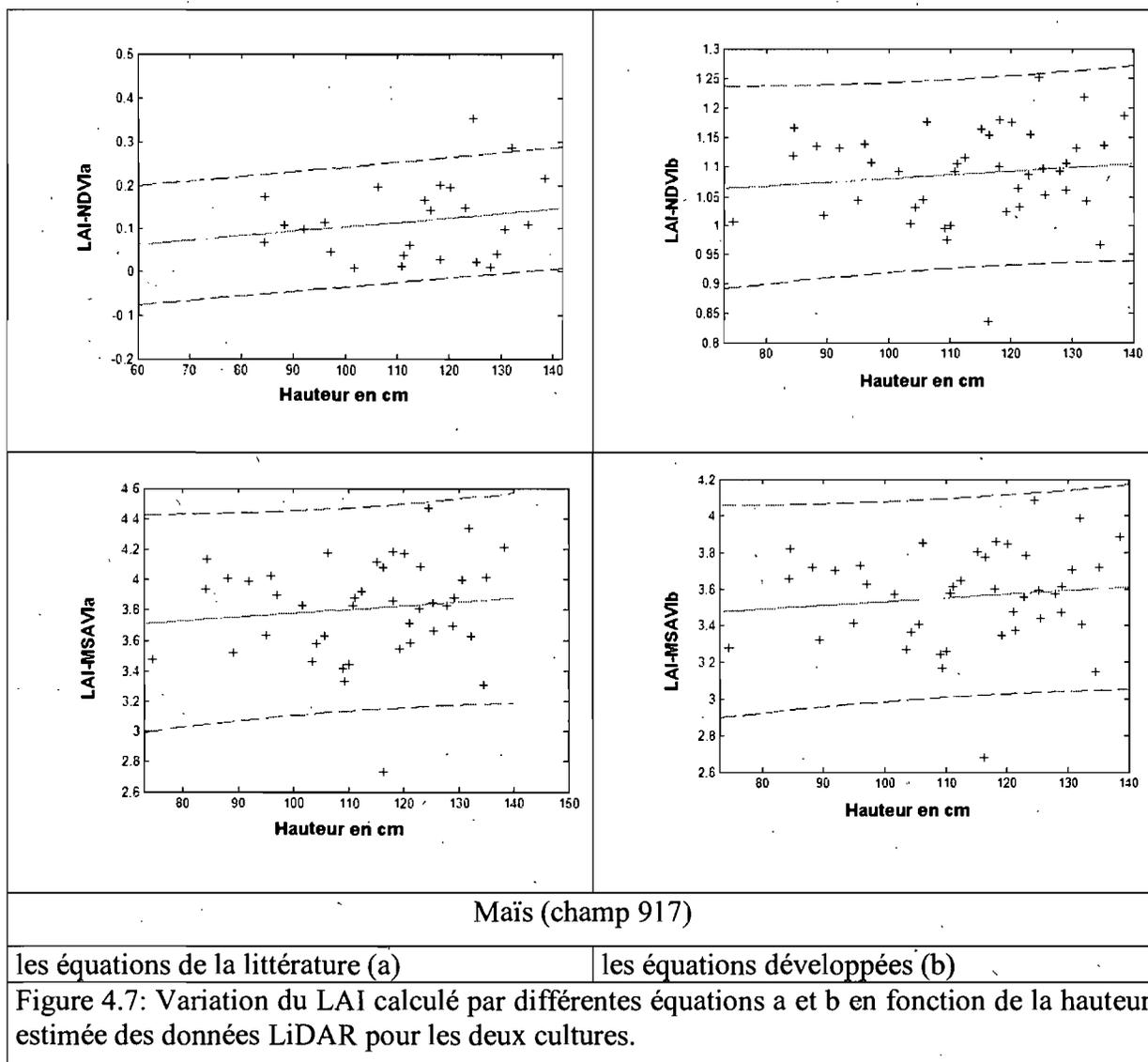
La variation du LAI en fonction de la hauteur des données LiDAR montre une corrélation significative dans le cas du blé pour tous les modèles empiriques et seulement pour le modèle LAI_NDVIa dans le cas du maïs, en ôtant cependant les points où le LAI estimé était négatif. Le tableau et la figure ci-dessous montrent ceci.

Modèles empiriques	Maïs (43)	Blé (52)
LAI_NDVIa=f(Hauteur)	0.668** (25)	0.522**
LAI_NDVIb=f(Hauteur)	0.118	0.526**
LAI_MSAVIa=f(Hauteur)	0.115	0.523**
LAI_MSAVIb=f(Hauteur)	0.114	0.522**

Tableau 4.4 : Coefficients de la corrélation entre le LAI estimé par différents modèles empiriques et la hauteur des données LiDAR

**La corrélation est significative au niveau 0.01 (bilatéral)





B. Intervalle d' hauteur

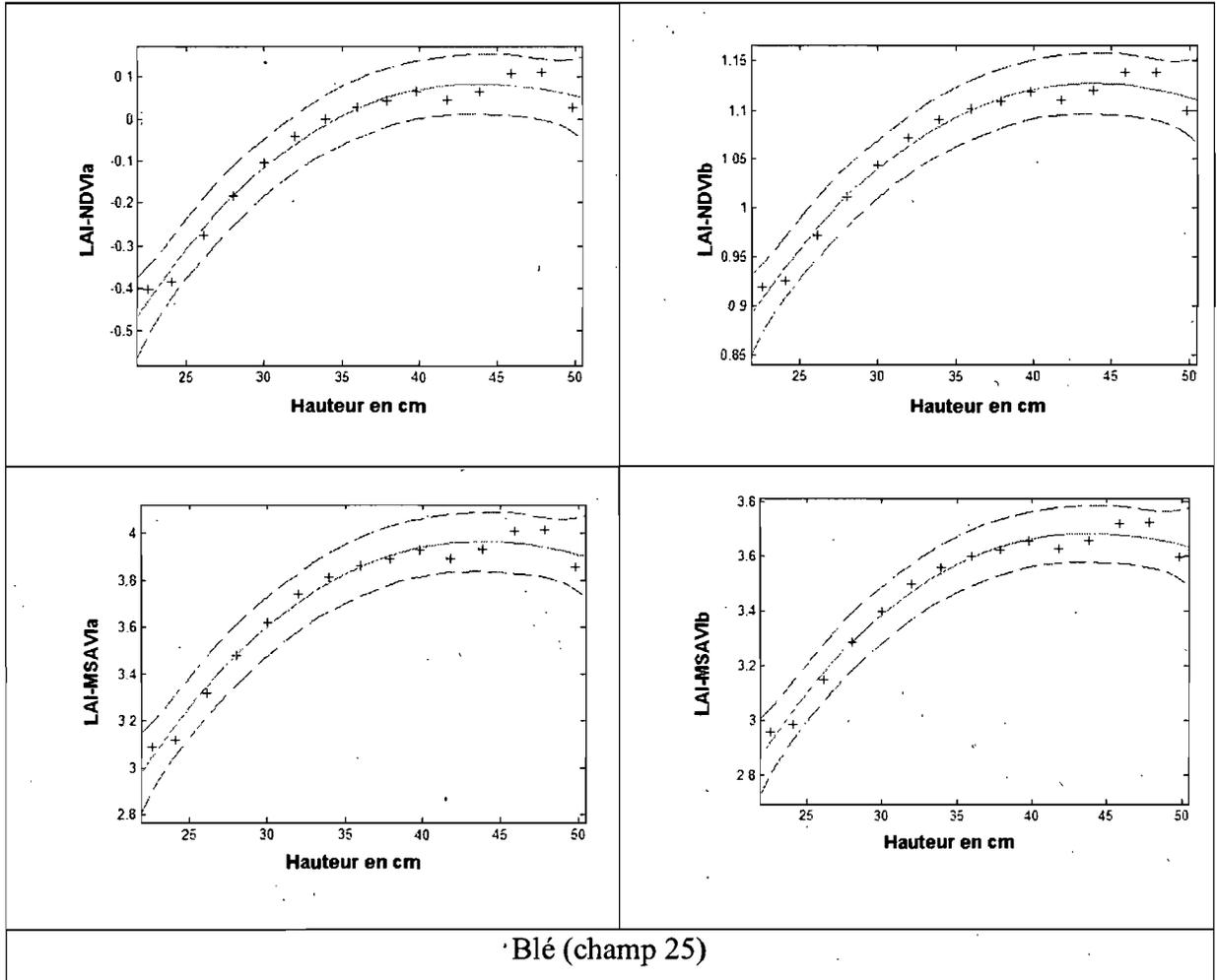
La sensibilité des modèles a été évaluée en mettant en relation la hauteur « (h) » de chaque intervalle et du LAI moyen estimé des indices de végétation. La figure ci-dessous montre ces relations.

La variation de la moyenne du LAI estimé par les deux modèles empiriques avec la moyenne de la hauteur calculée des données LiDAR, évolue de la même façon que la FVC.

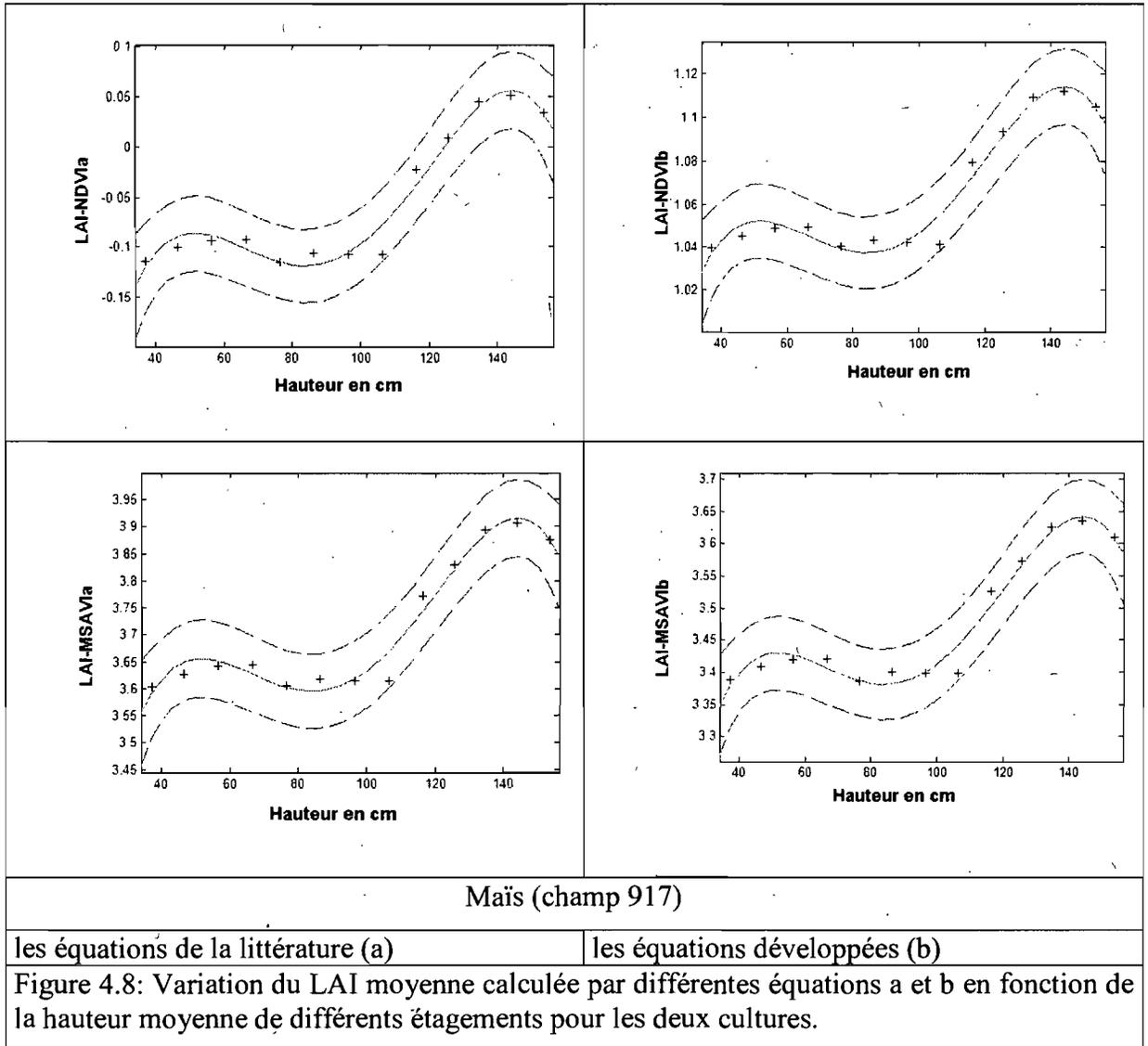
Ainsi :

a) Le LAI, estimé par les différents modèles, augmente avec la hauteur d'une façon linéaire jusqu'à une hauteur de 40 cm. Par la suite un plateau est atteint. Fait aussi important à signaler est que le modèle d'estimation du LAI à partir du NDVI donne des valeurs négatives pour les faibles valeurs du NDVI. Ceci est une indication que ces valeurs du NDVI sont à l'extérieur de l'intervalle des valeurs qui ont servi à l'établissement de ce modèle empirique.

b) Le même phénomène que précédemment avec la FVC est aussi observable. Les valeurs du LAI estimés varient peu. Ici aussi soit que la hauteur de la canopée n'est pas un bon estimateur du LAI ou les valeurs de la DuncanTech sont saturées pour ce type de culture à ce stade de développement.



Blé (champ 25)



Chapitre 5 : Discussion et conclusions

5.1 Introduction

La discussion porte, en premier lieu, sur les deux techniques de mesure : la caméra numérique et le LiDAR dans le cadre de l'agriculture. Et en deuxième lieu, sur la validité des modèles empiriques de la littérature, prouvées sur d'autres capteurs (hyperspectrale et multispectrales) et sur des données multitemporelles, dans l'estimation du LAI et de la FVC en utilisant les données de la caméra numérique (multispectrales à larges bandes) et comme titre de comparaison, les données de capteur CASI (hyperspectrales). Sachant que les deux techniques étaient en une seule journée non répétées. Enfin, sur l'utilité des données LiDAR dans l'estimation du LAI et de la FVC à partir de la hauteur.

En effet, notre recherche consiste à vérifier la validité des indices de végétation, calculés par la caméra DuncanTech et par l'image hyperspectrale CASI, dans la prédiction du LAI et de la FVC en utilisant des modèles déjà établis par d'autres auteurs et testés sur d'autres cultures et capteurs. Pour tirer des conclusions pertinentes, on a décidé de développer nos propres modèles adaptés à nos cultures : blé et maïs.

5.2 Estimation du LAI

5.2.1 Validation des modèles empiriques

Dans le but de valider les modèles empiriques tirés de la littérature nous nous sommes servis de données du LAI et des réflectances mesurées sur le terrain pendant toute la période de croissance à l'intérieur des deux champs d'expérimentation. Le LAI prédit par tous ces modèles est bien corrélé avec le LAI mesuré avec un coefficient de détermination de 70% et plus (Tableau 3.2 et Figure 3.1). L'exception est le modèle proposé initialement par Bach (1998) avec un coefficient de détermination en deçà de 50%. Ceci est attribuable à l'inapplicabilité de ce modèle dans les cas d'une couverture végétale très basse (LAI prédit négatif). Cependant un regard attentif aux graphiques de la figure 3.1 nous révèle que

l'ensemble des modèles présente un problème au début de la croissance végétative, particulièrement pour le blé. En conclusion nous pouvons dire que l'ensemble de modèles empiriques malgré le fait qui ont été mis au point dans des contextes agricoles différents sont des outils adéquats pour l'estimation du LAI pour les deux cultures pourvu que ce dernier soit supérieur à environ 1. Fait aussi intéressant à noter est que l'erreur moyenne quadratique (EQM) des régressions obtenue avec nos données est inférieure à celui rapporté dans les ouvrages consultés (Tableau 5.1).

Indice de végétation	EQM données sol	EMQ littérature
NDVI	0.620	0.21-2.33-1.35 ²
MSAVI	0.435	0.55
RDVI	0.468	0.76
MTVI2	0.385	0.43

Tableau 5.1: Comparaison entre les EQM de l'estimation du LAI en utilisant des données au sol et de la littérature.

5.2.2 Développement des modèles empiriques

En se servant de la même série de données nous avons par la suite établi nos propres modèles d'estimation du LAI. Ceci à des fins de comparaisons avec les modèles proposés dans la littérature. Tel que montré par le tableau 3.4 et la figure 3.2 tous les modèles établis suivent une forme générale du type :

$$LAI = c \cdot \exp(ax)$$

Où a et c sont des constantes et x représente un indice de végétation quelconque. Cette forme, à l'exception du modèle impliquant le NDVI de Bach (1998), est similaire à celle des modèles empiriques tirés de la littérature. Le tableau suivant montre que peu importe l'indice utilisé, les modèles développés s'ajustent mieux aux valeurs observées du

² Les valeurs de EQM sont variables selon la moyenne du LAI, pour plus de détails voir Tableau 5.2

LAI. Ceci montre le problème de généralisation des modèles empiriques dans un contexte autre que celui qui a servi à mettre point ces modèles.

Si on considère l'objectif principal de cette recherche qui était de fournir un portrait exhaustif du LAI lors du passage du radar nous pouvons dire qu'à des faibles LAI la situation est plutôt problématique et que des recherches plus poussées sont nécessaires pour pouvoir identifier des meilleures méthodes d'estimation à partir des données multi- ou hyperspectrales. Pour les LAI plus forts autant pour le blé que le maïs les modèles disponibles montrent un bon comportement.

	Moyenne LAI				EQM			
	Blé _a	Blé _b	Maïs _a	Maïs _b	Blé _a	Blé _b	Maïs _a	Maïs _b
NDVI, Bach (1998)		1.14	1	1.77		0.40	0.21	0.33
			3.7				2.33	
			5.27				1.35	
MSAVI, Haboudane <i>et al.</i> (2004)	>3	1.14	>3	1.77	0.79	0.53	0.58	0.25
RDVI, Haboudane <i>et al.</i> (2004)	>3	1.14	>3	1.77	0.69	0.53	0.66	0.26
MTVI2, Haboudane <i>et al.</i> (2004)	>3	1.14	>3	1.77	0.85	0.48	0.46	0.26

Tableau 5.2: Comparaison de la moyenne du LAI et EQM entre les modèles de la littérature «a» et développées «b» par les données sol.

5.2.3 Analyse des données de télédétection

Les analyses précédentes ont été effectuées avec des données mesurées au sol pour l'ensemble de la période de croissance. En introduisant les données multispectrales de la caméra DuncanTech nous avons voulu examiner : a) l'applicabilité des modèles tirés de la littérature avec ce type de données et b) la qualité des estimations à un moment précis dans

le temps. Pour avoir un point de comparaison nous avons aussi introduit les données CASI qui offrent des estimations plus raffinées du LAI.

5.2.3.1 Analyse des données DuncanTech

Les analyses avec les données de la caméra (non étalonnées en unités de réflectance ; voir tableaux 3.5 et 3.6 et figures 3.5 et 3.6) ont montré que le modèle tiré de la littérature impliquant le MSAVI capte bien les variations relatives du LAI lorsque ce dernier se situe entre 1 et 1.8 (observation au sol). Au-delà de 1.8 on observe un phénomène de saturation. Encore une fois le modèle impliquant le NDVI ne montre pas un bon comportement. Tel qu'attendu, des meilleurs résultats ont été obtenus avec nos propres modèles mieux ajustés au contexte des deux champs d'expérimentation. Ce qui est cependant frappant est le problème d'estimation de la valeur absolue du LAI. Ainsi les modèles tirés de littérature prédisent un LAI de l'ordre de 3,5 tandis que le LAI mesuré au sol se situe en moyenne à 1,5 et ne dépasse pas les 2,3. Avec nos modèles, la sur-estimation persiste quand on applique le MSAVI tandis qu'une sous-estimation est présente lorsque nous utilisons notre modèle impliquant le NDVI. Concernant la saturation des valeurs estimées, nous pouvons avancer comme explication la saturation des valeurs de la caméra pour un LAI plus fort que 1.8. Cependant, le problème de sous ou de sur-estimation, compte tenu des bons résultats obtenus précédemment avec les données de réflectance mesurées au sol, indique plutôt un problème de résolution spectrale de la caméra. Le problème de saturation de CCD de la caméra peut être minimiser en mieux étalonnant le gain de la caméra, le second problème, si notre hypothèse s'avérait, est un problème d'un choix judicieux du type de la caméra, le survol avec des capteurs hyperspectraux étant prohibitif pour des expérimentations tels que préconisés ici. Ainsi, un autre problème qui peut fortement expliquer cette surestimation, c'est l'erreur qui peut se présenter dans la géoréférence de l'image. En effet, cette dernière empêche la mise en relation un à un des quadrats et des groupes de pixels supposés y correspondre.

5.2.3.2 Analyse des données CASI

Une semaine s'était écoulée entre l'acquisition des données DuncanTech et les données CASI. Selon les mesures au sol en moyenne le LAI a passé de 1,5 à environ 2,5. Les résultats sont généralement meilleurs qu'avec les données de DuncanTech. Le problème de saturation est « repoussé » vers un LAI au sol de 3 et il est surtout évident dans le cas du blé. Une surestimation ou de sous-estimation de la valeur du LAI subsiste toujours mais il est de moindre envergure que dans le cas de la caméra.

En guise de conclusion nous pouvons dire que :

- a. les modèles montrent en général une bonne sensibilité de changement aux variations relatives intra-champ du LAI ;
- b. pour obtenir des meilleurs résultats dans l'estimation de la valeur absolue du LAI, peu importe le modèle employé, l'étalonnage judicieux d'une caméra et le choix des bandes spectrales mieux centrées dans les parties d'intérêt du spectre est primordial

5.3 Validation des modèles empiriques pour le calcul de la FVC

L'absence des mesures au sol de la FVC a passablement limité les possibilités de validation des modèles empiriques tirés de la littérature et ne nous a pas permis de développer nos propres modèles comme dans le cas du LAI. Ainsi nous avons eu recours à des méthodes de validation indirectes décrites dans le chapitre précédent. Les modèles testés incluaient ceux basés sur le NDVI et le VARI-green. Ces méthodes indirectes nous ont montré que les modèles fondés sur le NDVI* ou NDVI*² présentent le plus de potentiel

pour une estimation de la FVC, possiblement parce que ces modèles minimisent les effets de la fraction du sol exposé sur le NDVI.

5.4 Introduction des données LiDAR

Malone *et al.* (2002) illustre la notion de l'évolution du LAI par l'augmentation de groupe de feuilles et par la suite de l'augmentation de la hauteur. D'après Jackson *et al.*, (1983) l'évolution temporelle de la FVC et le LAI sont similaires. Donc, les deux paramètres sont censés être sensible à la variation de la hauteur qui est strictement liée à la croissance de la végétation. Pour cette raison, on voulait discuter la sensibilité de la hauteur estimée des données LiDAR avec ces deux paramètres (LAI et FVC).

5.4.1 Estimation de la hauteur des données LiDAR

Pour éviter les incertitudes qui peuvent rendre inutilisables les données LiDAR en agriculture, on a dû appliquer la méthode de Houldcroft *et al.* (2005). Ainsi on a calculé la hauteur des deux canopées à partir de la différence entre les données de deux survols LiDAR, un premier avant l'émergence de la végétation et un second en pleine période de croissance. Selon nos tests et malgré l'utilisation de cette méthode des erreurs systématiques subsistent dans l'évaluation de la hauteur. Elles se situent à une trentaine de cm pour le blé et à une vingtaine de cm pour le maïs. La différence entre la hauteur maximale d'une tige et la hauteur moyenne des feuilles explique sans doute la différence entre la «hauteur LIDAR» et la «hauteur réelle». Puisque dans notre étude on s'intéressait plutôt à la variation relative de la hauteur dans un champ par rapport à la variation de la FVC et du LAI cette erreur n'influence pas les résultats.

5.4.2 Relations entre la FVC et la hauteur LiDAR

Les analyses présentées dans le chapitre 4 laissent entrevoir qu'une relation significative entre la FVC et la hauteur existe tout au moins pour le blé et pour le moment d'acquisition des données LiDAR. Le problème de saturation de la FVC estimée par les données de la caméra semble être présent pour les hautes strates de la culture de blé. Pour le maïs les résultats ne sont pas concluants. Les valeurs de la FVC estimées par les modèles sont peu variables.

5.4.3 Relations entre le LAI et la hauteur LiDAR

Des résultats similaires qu'avec les FVC ont été obtenus aussi pour le LAI : relation plus claire avec le blé avec saturation des valeurs estimées pour les hautes strates de la canopée ; résultats peu concluants avec le maïs. Fait intéressant à signaler ici est que lorsque nous avons analysé pour un certain nombre d'échantillons la relation entre le LAI mesuré au sol et les données LiDAR (section 3.3), des relations statistiques beaucoup plus fortes ont été établies pour les deux cultures. Ceci nous mène à la conclusion que la source du problème est les données DuncanTech particulièrement dans le cas du maïs.

Conclusions générales

Cette étude se voulait une exploration des données de la télédétection aéroportée comme estimateurs des paramètres biophysiques (LAI et FVC) et plus particulièrement une exploration des possibilités de créer des images précises de ces paramètres à la grandeur des champs agricoles. Ces images pourraient servir à l'étalonnage des modèles empiriques à établir avec les données radar. Les données utilisées comprenaient des clichés numériques (vert, rouge, PIR) acquises par une caméra DuncanTech ainsi que des données sur la hauteur des canopées obtenues par un altimètre LiDAR. Des images du capteur hyperspectral CASI ainsi que des données terrain acquises durant toute la période de croissance ont été utilisées comme données de comparaison.

Nos principaux résultats concernant le LAI sont les suivants :

1. Les modèles empiriques proposés dans la littérature pour l'estimation du LAI sont adéquats pour capter les variations du LAI pendant la période de croissance. Certains modèles nécessitent cependant une révision pour mieux refléter le contexte agricole particulier du territoire à l'étude.
2. L'utilisation d'une caméra numérique aérienne commerciale peut nous permettre d'atteindre les objectifs de création d'images du LAI. Cependant il est nécessaire de procéder à un étalonnage judicieux pour éviter les problèmes de saturation et choisir une caméra avec des bandes bien centrées dans le spectre en fonction des divers indices de végétation.
3. Les données LiDAR fournissent des hauteurs avec une incertitude importante pour les applications en territoire agricole. Dans notre cas nous sommes servis d'un MNA établi avant l'émergence des plantes pour fonder nos calculs de la hauteur de la végétation. La hauteur en soi est un élément clé pour une meilleure modélisation du signal radar. Dans notre cas nous avons voulu examiner la possibilité si la hauteur des canopées peut nous conduire à des estimations valables du LAI. Cette

possibilité existe mais des recherches plus poussées sont nécessaires pour arriver à des résultats plus concluants que ceux présentés dans ce mémoire.

Les conclusions concernant l'estimation de la FVC sont similaires à celles tirées des analyses avec le LAI. Ici il faut remarquer que des données terrain doivent être prises sur le terrain (ex. photographies hémisphériques) pour mieux asseoir nos conclusions. De même, il est nécessaire d'acquérir des images avec une certaine fréquence pendant la saison de croissance. Concernant le LiDAR, le rapport coût-efficacité est très élevé particulièrement si l'on envisage leur utilisation durant toute la période de la croissance.

Bibliographie

- Ackermann, F. (1999). Airborne laser scanning – present status and future expectations. . *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 64-67.
- Adams, M. L., W. A. Norvell, W. D. Philpot et J. H. Peverly (2000). Spectral detection of micronutrient deficiency in 'Bragg' soybean. *Agronomy Journal* 92, 261-268.
- Asner G.P., S. J. M. O., Hicke J.A. (2003). Global synthesis of leaf area index observations: implications for ecological and remote sensing studies. *Global Ecology and Biogeography*, 12, 191-205.
- Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E. T., & Hatfield, J. L. (1984). Estimation absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agronomy Journal* 76, 300-306.
- Bach, H. (1998). Yield estimation of corn based on multitemporal LANSAT-TM data as input for agrometeorological model. *Pure Applied Optics*, 7, 809-825.
- Baltsavias, E., P. (1999 b). A comparison between photogrammetry and laser scanning. [MNT-lidar]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 54, 83–94.
- Baltsavias, E. P. (1999 a). Airborne laser scanning: basic relations and formulas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 54(2-3), 199–214.
- Baret, F. (1999). Potentiel de la télédétection pour l'agriculture de précision. *L'enjeux français de l'agriculture de précision*, 8-11.
- Broge, N. H., & Leblanc, E. (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*, 76, 156–172.
- Carlson, T. N., & Ripley, D. A. (1997). On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index *Remote Sensing of Environment* 62, 241-252.
- Carter, G. A., & Miller, R. L. (1994). Early detection of plant stress by digital imaging within narrow stress-sensitive waveband. *Remote sensing of environment* 50, 295-302.
- Cavayas, F. (2005). Application des données radar multipolarisées et de LiDAR aéroporté pour le suivi des cultures *Programme de développement d'applications en observation de la terre (PDAOT)*, Agence spatiale canadienne

- Chen, J. M., & Black, T. A. (1992). Defining Leaf Area Index for Nonflat Leaves. *Plant Cell Environment* 13, 2565-2581.
- Colwell, J. E. (1974). Vegetation canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 3, 175– 183.
- Daughtry, C. S. T., Walthall, C. L., Kim, M. S., Brown de Colstoun, E., & McMurtrey III, J. E. (2000). Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 74, 229– 239.
- Davenport, I. J., Holden, N., & Gurney, R. J. (2004). Characterizing Errors in Airborne Laser Altimetry Data to Extract Soil Roughness. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 42(10), 2130-2141.
- Davenport, I. J., Holden, N., & Pentreath, R. J. (2003). Derivation of Soil Surface Properties from Airborne Laser Altimetry. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, Volume 7 (21-25), 4389 - 4391.
- Demarez, V. (1997). *Modélisation du transfert radiatif et télédétection hyperspectrale pour le suivi temporel de la teneur en chlorophylle d'une Forêt Tempérée*. Université Paul Sabatier de Toulouse III
- Demircan, A. (1995). Die Nutzung fernerkundlich bestimmter Pflanzenparameter zur flächenhaften Modellierung der Ertragsbildung und Verdunstung *Münchener Geographische Abhandlungen, Reihe B, Bd.20*
- Fazakas, Z., & Nilsson, M. (1996). Volume and forest cover estimation over southern Sweden using AVHRR data calibrated with TM data. *International Journal of Remote sensing* 17(1), 1701-1710.
- Gaveau, D. L. A., & Hill, R. A. (2003). Quantifying canopy height underestimation by laser pulse penetration in small footprint airborne laser scanning data *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29(5), 650-657.
- Gillies, R. R., T. N. Carlson, J. Cui, W. P. Kustas and K. S. Humes. (1997). A verification of the 'triangle' method for obtaining surface soil water content and energy fluxes from remote measurements of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and surface radiant temperature,. *International Journal of Remote Sensing*, 18, 3145- 3166.
- Girard, M. C., & Girard, C. M. (1999). Traitement des données de télédétection. *Dunod, Paris*, 529 p.
- Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., Stark, R., & Rundquist, D. (2002). Novel algorithms for remote sensing estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of*

Environment, 80, 76-87.

- Guissard, V., Lucau-Danila, C., & Defourny, P. (2005). Crop Specific LAI retrieval Using Optical and Radar Satellite Data for Regional Crop Growth Monitoring and Modelling *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology VII*. Edited by Owe, Manfred; D'Urso, Guido. *Proceedings of the SPIE*, 5976, 198-209
- Gutman, G., & Gnatov, A. (1998). The derivation of the green vegetation fraction from NOAA/AVHRR data for use in numerical weather prediction models. *International Journal of Remote Sensing*, 19(8), 1533-1543.
- Guyot, G. (1990). Optical properties of vegetation canopies, . *Applications of Remote Sensing in Agriculture*. Butterworths, London, pp.427.
- Guyot, G., Guyon, D., & Riou, J. (1989). Factors affecting the spectral response of forest canopies. a review. *Geocarta Int.* , 4, 3-18.
- Haboudane, D., Miller, R. L., Patteyc, E., Pablo, J., Zarco-Tejadad, & Strachan, I. B. (2004). Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture *Remote Sensing of Environment* 90 (3), 337-352.
- Hodgson, M. E., & Bresnahan, P. (2004). Accuracy of Airborne Lidar-Derived Elevation: Empirical Assessment and Error Budget. . *Photogrammetric Engineering and Remote sensing*, 70, 331- 340.
- Hodgson, M. E., Jensen, J. R., Schmidt, L., Schill, S., & Davis, B. (2003). An evaluation of LIDAR- and IFSAR-derived digital elevation models in leaf-on conditions with USGS Level 1 and Level 2 DEMs. . *Remote Sensing of Environment*, 84, 295-308.
- Houldcroft, C. J., Campbell, C. L., Davenport, I. J., Gurney, R. J., & Holden, N. (2005). Measurement of Canopy Geometry Characteristics Using LiDAR Laser Altimetry: A Feasibility Study *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 43(10), 2270-2282.
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI) *Remote Sensing of Environment*, 25, 295-309.
- Huete, A. R., Liu, H. Q., Batchily, K., & Van Leeuwen, W. (1997). A Comparison of Vegetation Indices over a Global Set of TM Images for EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 59(3), 440-451.

- Ishiguro, E., Kumar, M. K., Hidaka, Y., Yoshida, S., Sato, M., Miyazato, M., et al. (1993). Use of rice response characteristics in area estimate by LANDSAT/TM and MOS-1 satellites data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 48, 26-32.
- Jackson, R. D., & Ezra, C. E. (1985). Spectral response of cotton to suddenly induced water stress. *International Journal of Remote Sensing*, 6, 177– 185
- Jackson, R. D., & Pinter, P. J. J. (1986). Spectral response of architecturally different wheat canopies. *Remote Sensing of Environment*, 20(1), 43–56.
- Jackson, R. D., Slater, P. N., & Pinter, P. J. J. (1983). Discrimination of growth and water stress in wheat by various vegetation indices through clear and turbid atmosphere. . *Remote Sensing of Environment*, 13, 187– 208.
- Jensen, J. R. (2000). An Earth Resource Perspective, Geographic information science, Prentice Hall Canada, Inc. *Remote Sensing of the Environment*
- Jiménez-Muñoz, J. C., Sobrino, J. A., Guanter, L., Moreno, J., Plaza, A., & Martínez, P. (2005). *Fractional vegetation cover estimation from PROBA/CHRIS data: methods, analysis of angular effects and application to the land surface emissivity retrieval*. Paper presented at the Proc. of the 3rd ESA CHRIS/Proba Workshop, ESRIN, Frascati, Italy,.
- Jonckheere, I., S., F., Nackaerts, K., B., M., P., C., Weiss, M., et al. (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.
- Jordan, C. F. (1969). Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, 50(4), 663– 666.
- Kaufman, Y. J., & Tanré, D. (1992). Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS. . *EEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 30(2), 261-270.
- Krabill, W. B., Collings, J. G., Swift, R. N., & Butler, M. L. (1980). Airborne laser topographic mapping results from Initial Joint NASA/U.S. . *Army Corps of Engineers Experiment. NASA Technical Memorandum 73287, Wallops Flight Center*.
- Kraus, K., & Pfeifer, N. (1998). Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 53, 193– 203.

- Lawrence, R. L., & William, J. R. (1999). Calculating change curves for multitemporal satellite imagery: Mount St. Helens 1980-1995. . *Remote Sensing of Environment* 67., 309-319.
- Leamer, R. W., Noriega, J. R., & Gerbermann, A. H. (1980). Reflectance of wheat cultivars as related to physiological growth stages. . *Agronomy Journal*, 72, 1029–1032.
- Leamer, R. W., Noriega, J. R., & Wiegand, C. L. (1978). Seasonal changes in reflectance of two wheat cultivars. *Agronomy Journal*, 70, 113– 118.
- Leblon, B. (2000). Forest wildfire hazard monitoring using remote sensing *Remote Sensing Reviews*, 20, 1–57.
- Lefsky, M., Cohen, W., Parker, G., & Harding, J. (2002). Lidar remote sensing for ecosystem studies. *Bioscience*, 52(1), 19-30.
- Lefsky, M. A., Cohen, W. B., Acker, S. A., Parker, G. G., Spies, T. A., & Harding, D. (1999). Lidar remote sensing of the canopy structure and biophysical properties of douglas-fir western hemlock forests *Remote Sensing of Environment*, 70, 339–361.
- Lim, K. P., & Treitz, P. M. (2003). Lidar remote sensing of biophysical properties of tolerant northern hardwood forests *Canadian Journal of Remote Sensing* 29(5), 658-678.
- Malone, S., Holshouser, D. L., Herbert, D. A. J., & Jones, B. P. (2002). Identifying Soybean Fields at Risk to Leaf-Feeding Insects. *Virginia Cooperative Extension (www.ext.vt.edu/pubs/entomology/444-203/)*, 444-203.
- Martínez, B., Baret, F., Camacho-de Coca, F., García-Haro, F. J., Verger, A., & Meliá, J. (2004). Validation of MSG vegetation products Part I. Field retrieval of LAI and FVC from hemispherical photographs. *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology VII. Edited by Owe, Manfred; D'Urso, Guido. Proceedings of the SPIE*, 5568, 57-68.
- Means, J. E., Acker, S. A., Harding, D. J., Blair, J. B., Lefsky, M. A., Cohen, W. B., et al. (1999). Use of Large-Footprint scanning Airborne Lidar To Estimate Forest Stand Characteristics in the Western Cascades of Oregon. *Remote Sensing of Environment*, 67, 298-308
- Nelson, R., Odenwald, R., and Gregoire, T. G. (1997). Separating the ground and airborne laser sampling phases to estimate tropical forest basal area, volume, and biomass *Remote Sensing of Environment* 60(3), 311-326.

- Nelson, R., Krabill, W., & Maclean, G. (1984). Determining forest canopy characteristics using airborne laser data. *Remote Sensing of Environment*, 15, 201–212.
- Plaza, A., Martínez, P., Pérez, R., & Plaza, J. (2002). Spatial/spectral endmember extraction by multidimensional morphological operations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(9), 2025-2041.
- Plaza, A., Martínez, P., Pérez, R., & Plaza, J. (2004). A quantitative and comparative analysis of endmember extraction algorithms from hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(3), 650-663.
- Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A. R., Kerr, Y. H., & Sorooshian, S. (1994). A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 47, 1-25.
- Ritchie, J. C., Everitt, J. H., Escobar, D. E., Jackson, T. J., & Davis, M. R. (1992). Airborne laser measurements of rangeland canopy cover and distribution. *Journal of Range Management*, 48, 189-193.
- Rougean, J. L., & Breon, F. M. (1995). Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. *Remote Sensing of Environment*, 51, 375–384.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., Deering, D. W., & Harlan, J. C. (1974). Monitoring the vernal advancement and retrogradation of natural vegetation. *Type III, Final Report, NASA/GSFC, Greenbelt, MD*, 371p.
- Sims, P., Singh, J. S., & Lauenroth, W. K. (1978). The structure and function of ten western North American grassland. *Journal of Ecology* 66, 251-285.
- Sobrino, J. A., & Raissouni, N. (2000). Toward remote sensing methods for land cover dynamic monitoring: application to Morocco. *International Journal of Remote Sensing*, 21(2), 353-366.
- Song, J., Heon, H. S. H., Yu, k., & Kim, Y. I. (2002). Assessing the possibility of Land -Cover classification using LIDAR intensity data. *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing(IAPRS) 9-13 September, Graz, 34, 4*
- Taiz, L., & Zeiger, E. (1998). *Plant Physiology*. 2nd edition. Sinauer Associates Inc. Publisher, Sunderland, Massachusetts, USA., 104 p.
- Ten Berge, H. F. M., Iethoven, J. J. M., & Wopereis, M. C. S. (1997). Numerical optimization of nitrogen fertilizer use in irrigated rice. *DLO-Research Institute of Agrobiolgy and Soil Fertility.P.O.*, 51, 43–54.

- Tucker, C. J., Holben, B. N., Elgin, J. H. Jr., & McMurtrey, J. E. III (1981). Remote sensing of total dry-matter accumulation in winter wheat. *Remote Sensing of Environment*, 11, 171–189.
- Tucker, C. J., Elgin, J. H.; & J.E., M. J. (1980). Relationship of spectral data to grain yield variation. . *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* , 46(5), 657–666.
- Wehr, A., & Uwe , L. (1999). Airborne laser scanning—an introduction and overview. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 54, 68–82.
- White, M. A., Asner, G. P., Nemani, R. R., Privette, J. L., & Running, S. W. (2000). Measuring fractional cover and leaf area index in arid ecosystems. Digital camera, radiation transmittance, and laser altimetry methods. *Remote Sensing of Environment*, 74, 45–57.
- Zarco-Tejada, P. J., Miller, J. R., Noland, T. L., Mohammed, G. H., & Sampson, P. H. . (2001). Scaling-up and model inversion methods with narrow-band optical indices for chlorophyll content estimation in closed forest canopies with hyperspectral data. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing* 39(7), 1491–1507.

Annexe I

«Plusieurs analyses ont été effectuées pour évaluer l'exactitude de définition de la hauteur des canopées. Au départ, nous avons constaté certains problèmes avec les hauteurs des canopées définies comme la différence entre le MNA 1^{er} retour et le MNA 2^e retour sol de juillet. En effet, la comparaison entre ces hauteurs et les hauteurs mesurées sur le terrain dans les champs 25 et 917 donnaient des sous-estimations significatives pouvant atteindre la cinquantaine de cm. Pour trouver la cause de cette sous-estimation, nous avons fait la comparaison des MNA avril 2^e retour GRD et du MNA juillet 2^e retour GRD. Le tableau 1 montre les statistiques des différences observées entre ces deux MNA dans les cas d'un objet stable dans le temps (route asphaltée), du champ 25 et du champ 917. Nous observons que, pour la route, les différences sont minimales. Les différences extrêmes sont proches de la quinzaine de cm, ce que la compagnie Optech considère comme l'incertitude dans la mesure des hauteurs. Pour le champ 917 avec une canopée dense, le MNA sol juillet est en moyenne de 16 cm plus haut que le MNA sol avril. Pour certains cas extrêmes, le MNA juillet peut être de 80 cm plus haut ou de 20 cm plus bas que le MNA avril. Nous croyons que ces différences, dans le cas des canopées denses comme celle du champ 917, sont en partie dues à l'interpolateur. En effet dans ce cas, la densité des points laser 2^e retour classifiés sol n'est pas élevée. Ainsi, il y a matière à une recherche plus poussée sur l'interpolateur optimal pour la création de MNA sol plus précis lorsque des canopées sont présentes.» François Cavayas, 2005

Objet	Nombre de pixels	Moyenne (écart-type) en m	Minimum (m)	Maximum (m)
Route asphaltée	116 669	+0,02 (±0.04)	-0,19	+0,17
Champ 25	160 859	-0,03 (±0.05)	-0,27	-0,28
Champ 917	264 265	-0,16	-0,77	+0,20

Tableau 1 Différences entre MNA sol avril et MNA sol juillet (François Cavayas, 2005)