

BAKARY BAFÉTÉGUÉ KONÉ

**UTILISATION DES DONNÉES LIDAR POUR LA  
CARACTÉRISATION DES GRANDES CULTURES**  
**Cas du maïs et du soja**

Mémoire présenté  
à la Faculté des études supérieures de l'Université Laval  
dans le cadre du programme de maîtrise en sciences géomatiques  
pour l'obtention du grade de Maître ès Sciences (M.Sc.)

FACULTÉ DE FORESTERIE ET GÉOMATIQUE  
UNIVERSITÉ LAVAL  
QUÉBEC

NOVEMBRE, 2007

## Résumé

La quantité de biomasse est un solide indicateur de l'état de santé d'une plante. Elle permet de vérifier que l'environnement dans lequel évolue la plante, de même que les techniques culturales appliquées, sont favorables à son développement et à sa croissance. Pouvoir l'estimer permet, dans des grandes cultures par exemple, de faire des prévisions de récoltes.

L'agriculture de précision met à contribution la télédétection pour représenter la variabilité spatiale et temporelle des caractéristiques biophysiques des cultures à l'échelle parcellaire. Le Lidar est un capteur de télédétection, à partir duquel on détermine la hauteur des arbres avec précision. La hauteur est un indicateur de la croissance des plantes que l'on peut relier à des quantités de biomasse. L'intensité du rayonnement électromagnétique émis par un capteur Lidar, réfléchi par une cible et retournée au capteur, peut être utilisée comme bande d'imagerie et servir, dans le cadre de classifications d'images, à l'identification des classes d'utilisation du sol. Notre étude propose de mettre à profit les données Lidar pour la caractérisation des grandes cultures. Il s'agit d'extraire la hauteur des cultures de maïs et de soya à partir des nuages de points Lidar, de sélectionner adéquatement, à partir d'une combinaison de bandes multispectrales et de l'intensité du Lidar, les pixels des cultures d'intérêts, et finalement de calculer des rendements.

Un vol aéroporté est effectué au dessus de la zone d'étude, avec à bord un capteur Lidar et un capteur multispectral qui enregistrent simultanément les données. Dans le même temps, une campagne au sol permet de mesurer la hauteur des plantes, et leur position GPS. Un algorithme implémenté sous Fortran, permet d'estimer la hauteur des cultures, qui se trouve corrélée avec les hauteurs mesurées au sol. Une comparaison entre trois classifications, une avec l'intensité du Lidar, une seconde avec les bandes multispectrales, et une troisième avec les données multispectrales et l'intensité du Lidar, montre que la combinaison des bandes est celle qui produit les meilleurs résultats. Cette classification est utilisée pour sélectionner les pixels devant servir au calcul de rendement du maïs d'ensilage. Les rendements ainsi calculés sont comparés avec la production effective des parcelles sélectionnées. Les résultats obtenus par l'estimation des rendements de maïs d'ensilage à partir des données Lidar sont satisfaisants.

## **Abstract**

Biomass quantity is a robust indicator of plant health. It may be used to check if the environment in which the plant is being grown is proper to its development and growth. Being able to estimate biomass quantity allows making harvest forecasting on crops.

Precision agriculture uses remote sensing to represent spatial and temporal variability of crops biophysical characteristics at parcel scale. Lidar is a remote sensing tool from which trees height can be determined with precision. Height is an indicator of plant's growth directly connected to biomass quantities. While a Lidar sensor is working, the intensity of the electromagnetic radiation emitted is reflected by a target and returned to the sensor. This intensity can be useful while making image classification for land use recognition.

This project intends to take profit of Lidar data for high crops characterization. A first step is about extracting corn and soybean crops height from Lidar point cloud. The next step consists on using multispectral bands and Lidar intensity combination to correctly select pixels from parcels of interest. The last step finally makes yield estimate calculation on pixels selected with combined multispectral bands and Lidar intensity using crop height derived from Lidar data.

An airborne platform, having on board Lidar and multispectral sensors, both recording data simultaneously, was flown over the study area. At the same time, a ground campaign was carried out, measuring plants height and GPS positions. An algorithm implemented under FORTRAN, made it possible to estimate crops height, which was found to have a good correlation with ground measured heights. Comparison between three classifications, one made with Lidar intensity only, another with multispectral data, and a last one, with combination of both Lidar and multispectral data, shows that the combination gives best results. Then this classification is used to select pixels that should be used to calculate the yield of silage corn. Results obtained on silage corn yield estimation are satisfying.

## **Avant-propos**

Ce projet n'aurait pu être réalisé sans la participation financière du Gouvernement de la République de Côte d'Ivoire par le biais d'une bourse de l'enseignement supérieure, et la financière agricole du Québec (FADQ), notamment pour l'acquisition des données.

Je me dois de remercier particulièrement mon directeur de recherche, Dr Alain Viau, pour m'avoir offert la possibilité de faire ce projet, pour m'avoir fait profiter de son expérience, pour les nombreux conseils avisés qu'il m'a prodigué. Je remercie également mon co-directeur, Dr Valery Gond, pour ses conseils, ses avis pertinents, et les nombreuses corrections.

Ils m'ont apporté leur aide durant la collecte des données, sous le soleil vigoureux de l'été, à travers les champs : Céline Lebleu, Philippe Charland, Gilles Lavoie, Véronique Payan, qui m'a également aidé de par son organisation de la prise des données, Guido Castelanos avec qui, de par la nature similaire de nos projets, nous avons longuement échangé, et avec qui j'ai partagé de nombreux points de vue durant toute la durée de mon projet de recherche.

Je remercie Dr Jae-Dong Jang, pour ses conseils en programmation MATLAB et FORTRAN, pour son support continu et son entière disponibilité.

Un simple avis, une simple remarque peut apporter la lumière à une réflexion longue, peut changer la manière d'aborder un problème, ou tout simplement aider à le résoudre. Un merci à Serge Olivier, Dr Marie-Christine, pour n'avoir jamais rien ménagé pour m'apporter la réponse à mes nombreuses interrogations.

Les étudiantes et étudiants, de même que le personnel du laboratoire GAAP concourent, chacun à sa manière, à maintenir une atmosphère agréable et favorable à l'épanouissement intellectuel. Qu'ils retrouvent ici, ma reconnaissance.

Certaines personnes m'ont soutenu, m'ont aidé à me relever quand j'étais au plus bas, ont su à chaque fois que cela était nécessaire trouver les mots qu'il fallait, et même quand ce n'était pas particulièrement nécessaire. Merci Grâce, tu es unique. Stéphanie, tu es mon rocher.

## **Dédicace**

*«Aux nombreuses personnes qui m'ont permis d'en arriver là, en particulier, à mon père, un homme droit, et à ma mère, une femme au cœur immense. »*

# Table des matières

Résumé .....	i
Abstract .....	ii
Avant-propos .....	iii
Dédicace.....	iv
Table des matières .....	v
Liste des tableaux .....	viii
Liste des figures .....	ix
INTRODUCTION .....	1
Chapitre 1 - CONTEXTE ET PROBLÉMATIQUE DE L'ÉTUDE.....	2
1.1 Agriculture de précision et Géomatique agricole.....	3
1.2 Le besoin de caractérisation du couvert végétal.....	4
1.2.1 Les indicateurs de l'état de la plante .....	5
1.2.2 Les quantités de biomasse .....	7
1.2.3 La hauteur comme indicateur de quantités de biomasse .....	7
1.3 Les grandes cultures .....	8
1.3.1 La répartition de la biomasse dans les grandes cultures suivant les stades de croissance .....	8
1.3.2 Les quantités de biomasse et la production dans les grandes cultures .....	9
1.3.3 La hauteur dans les grandes cultures.....	9
1.4 La télédétection dans la caractérisation des cultures.....	10
1.4.1 Les indices de végétation .....	11
1.4.1.1 LAI (Leaf Area Index) .....	12
1.4.1.2 NDVI (Normalised Difference Vegetation Index).....	12
1.4.2 La télédétection, la hauteur de végétation et les modèles numériques.....	13
1.4.2.1 La photogrammétrie .....	13
1.4.2.2 Le Radar .....	14
1.4.2.3 Le Lidar .....	16
1.4.3 Extraire la hauteur à l'aide de données Lidar.....	17
1.4.3.1 Les algorithmes de filtrage.....	18
1.4.3.2 Le cas des grandes cultures .....	19
1.4.4 Intensité lidar et classification d'images .....	20
1.5 Description du projet.....	20

1.5.1 Justifications et enjeux du projet.....	20
1.5.2 Hypothèses de travail .....	22
1.5.3 Objectifs .....	22
1.5.3.1 Objectifs spécifiques .....	23
<b>Chapitre 2 - MATÉRIEL ET MÉTHODES.....</b>	<b>25</b>
2.1 Le maïs et le soya comme objets d'étude.....	26
2.1.1 Des cultures majeures.....	26
2.1.1.1 Le maïs .....	26
2.1.1.2 Le Soya.....	26
2.1.1.3 Intérêt de ces cultures.....	27
2.1.2 Les stades de croissance et la hauteur de la plante.....	27
2.1.3 Le maïs d'ensilage et les quantités de biomasse .....	28
2.2 La zone d'étude .....	28
2.3 Acquisition des données.....	29
2.3.1 Le levé aéroporté.....	29
2.3.1.1 Le capteur Lidar .....	30
2.3.1.2 Le capteur multispectral .....	30
2.3.2 Mesures sur le terrain .....	31
2.3.2.1 Mesures de la hauteur.....	31
2.3.2.2 Mesures de position GPS .....	32
2.4 Prétraitements des données .....	33
2.4.1 Données multispectrales.....	33
2.4.1.1 Géoréférencement, orthorectification et génération de mosaïques .....	33
2.4.2 Données Lidar .....	33
2.4.2.1 Interpolation des données classifiées par le fournisseur des données lidar (LaserMap <sup>®</sup> ).....	34
2.4.2.2 La notion de sol dans les données lidar.....	35
2.4.2.3 Solution au problème de filtrage .....	39
2.4.3 Développement d'une application pour la rasterisation des données Lidar.....	39
2.4.3.1 Choix de la plate-forme de développement.....	39
2.4.3.2 Présentation de l'application .....	40
2.5 Estimation de la hauteur des plants de maïs et de soya à partir des données Lidar .....	45
2.5.1 Calcul de régression .....	45
2.5.2 Test de significativité de la corrélation .....	47
2.5.3 Identification des sources d'erreur et quantification .....	48
2.6 Classification des images .....	49
2.6.1 Définition de l'espace multispectral.....	50
2.6.2 Le recensement des thèmes sur les zones d'étude.....	51
2.6.3 La classification supervisée.....	51
2.7 Estimation des volumes de rendement de maïs d'ensilage .....	60
2.7.1 Mise à l'échelle de l'estimation de Lauer .....	61
2.7.2 Comparaison et validation.....	61
<b>Chapitre 3 - RESULTATS .....</b>	<b>62</b>

3.1	Présentation des images .....	63
3.1.1	Images multispectrales .....	63
3.1.2	Données Lidar .....	65
3.2	Estimation des hauteurs dans les parcelles de maïs et de soya .....	66
3.2.1	Comparaison des hauteurs du producteur avec les hauteurs de notre algorithme.....	67
3.2.2	Analyse de corrélation linéaire.....	67
3.2.3	Tests de significativité de la corrélation.....	68
3.2.4	Identification des sources d'erreur et quantification .....	69
3.3	Classification d'images .....	72
3.3.1	Classification supervisées de l'intensité du Lidar .....	73
3.3.2	Classifications supervisées BVRPIR et BVRPIRInt.....	73
3.3.2.1	Mesure de séparabilité.....	73
3.3.2.2	Analyse visuelle des images classifiées .....	77
3.3.2.3	Mesure de la qualité des classifications .....	78
3.3.2.4	Test de significativité de la différence .....	81
3.4	Estimation de rendements de maïs d'ensilage.....	84
3.4.1	Sélection des parcelles d'intérêt, en utilisant la meilleure des deux classifications .....	84
3.4.2	Estimer les rendements de maïs d'ensilage à l'aide de la hauteur Lidar corrigée .....	84
3.4.3	Comparer les rendements estimés avec des rendements obtenus auprès des producteurs .....	85
	<b>Chapitre 4 - DISCUSSIONS.....</b>	<b>86</b>
4.1	Des images et de leur qualité.....	87
4.2	De l'estimation de la hauteur des plantes dans les grandes cultures.....	87
4.3	De la classification d'images.....	88
4.3.1	Intensité du Lidar .....	88
4.3.2	Le multispectral et l'intensité du Lidar .....	90
4.4	De l'estimation de rendements de maïs d'ensilage .....	90
	<b>CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS .....</b>	<b>92</b>
	<b>BIBLIOGRAPHIE .....</b>	<b>94</b>
	<b>ANNEXES.....</b>	<b>103</b>
	Annexe 1: Table de la distribution de Student's.....	104
	Annexe 2 : Valeurs critiques du test des rangs pour échantillons appariés, de Wilcoxon.....	105



## Liste des tableaux

Tableau 1: Comparaison entre MATLAB et FORTRAN, adapté de (Wang, 2006).....	40
Tableau 2 : Différence entre les maximums et les moyennes des altitudes des échantillons, pour le maïs et le soya. Les valeurs sont en m. ....	70
Tableau 3 : Moyenne et écart-type sur l'ensemble des échantillons de maïs et de soya, en m. ....	72
Tableau 4 : Différence entre la valeur maximale et la valeur moyenne des altitudes pour des échantillons de tailles variables, en m. ....	72
Tableau 5: Classes d'utilisation du sol recensées sur le territoire d'étude .....	72
Tableau 6: Matrice de séparabilité de la classification BVRPIR suivant la méthode de Bhattacharyya sur l'image 1 .....	75
Tableau 7 : Matrice de séparabilité de la classification BVRPIRInt suivant la méthode de Bhattacharyya sur l'image 1 .....	76
Tableau 8 : Matrice de séparabilité de la classification BVRPIR suivant la méthode de Bhattacharyya sur l'image 2.....	76
Tableau 9: Matrice de séparabilité de la classification BVRPIRInt suivant la méthode de Bhattacharyya sur l'image 2.....	76
Tableau 10: Résumé de la comparaison des séparabilités BVRPIR et BVRPIRInt sur les images 1 et 2.....	77
Tableau 11: Performances générales des classifications.....	78
Tableau 12: Coefficient Kappa des classifications .....	78

## Liste des figures

Figure 1: Différence de hauteur dans les premiers stades de croissance du maïs, source : (Elmore et Abendroth, 2006).....	9
Figure 2: Acquisition de données Lidar .....	17
Figure 3 : Zone d'étude, Ste-Angèle-de-Monnoir et Mont-St-Grégoire, Montégérié modifiées d'après (RNCan, 2001, StatQc, 2001).....	28
Figure 4 Système de la centrale inertielle à bord de la plate-forme .....	30
Figure 5 Le capteur lidar et le capteur multispectral installés à bord de la plate-forme aérienne..	30
Figure 6: Prise de mesures lors de la campagne terrain .....	31
Figure 7: Mesure de la hauteur sur un pied de soya à l'aide d'une mire graduée .....	31
Figure 8: Principe de mesure des hauteurs.....	32
Figure 9 : Prise de la position à l'aide d'un GPS Trimble® GeoExplorer® XT .....	32
Figure 10 : Présentation de fichier de données Lidars brutes .....	34
Figure 11 : Résultats de l'interpolation directe des données produites par le fournisseur. a ; image multispectrale, indication des classes. b ; MNT en format raster. c ; MNT 3D. d ; MNS 3D. e; MNT et MNS. f : MNT & MNS sous un autre angle de vue. ....	36
Figure 12: Premier et second signaux retournés aux capteurs .....	37
Figure 13: Utilisation des données Lidar pour la génération de la hauteur, a; ligne de profilage, b; altitude suivant les fichiers sol, végétation, et premier signal retourné, c; interpolation et notion de hauteur d'objet. ....	38
Figure 14: Étapes du programme fortran de génération des images raster lidar.....	44
Figure 15: Les différentes classifications à effectuer.....	50
Figure 16: Espace multispectral à trois dimensions .....	50
Figure 17: Méthode d'estimation des rendements de maïs d'ensilage à partir de la hauteur de la plante. ....	60
Figure 18: Estimation des rendements pas unité de volume. ....	61
Figure 19: Image 1, Mont-Saint-Grégoire, composition RGB en vraies couleurs.....	63
Figure 20: Image 2, Sainte-Angèle-de-Monnoir, composition RGB en vraies couleurs .....	64
Figure 21: Saturation du proche infrarouge. Le graphe représente les comptes numériques du proche infrarouge suivant la ligne en rouge sur l'image.....	64
Figure 22: Les données lidar : a; intensité, b; second signal retourné classifié sol, c: second signal retourné classifié végétation, c'; agrandissement qui montre les données sous forme de nuage de points, d; premier signal retourné.....	65
Figure 23 : Hauteurs des plants de maïs obtenues à partir de données Lidar. ....	66
Figure 24 : Images générées à partir des nuages de points lidar : a; à partir de données fournies par le producteur des données, b; après interpolation de l'altitude de l'intérieur des parcelles à partir de leurs contours. ....	67
Figure 25 : Droites de régression des hauteurs terrain en fonction des hauteurs Lidar, (a) maïs, (b) soja .....	68
Figure 26 : Histogrammes des distributions de fréquences des altitudes sur des zones d'aires croissantes; 100m <sup>2</sup> , 300m <sup>2</sup> , 600m <sup>2</sup> , 1000m <sup>2</sup> . Les hauteurs sont exprimées en m. ....	71
Figure 27: Classification supervisée avec le canal Intensité du Lidar a : image 1, b : image 2.....	74
Figure 28: Classifications supervisées BVRPIR (a) et BVRPIRInt (b) sur le secteur 1 .....	79
Figure 29: Classifications supervisées BVRPIR (a) et BVRPIRInt (b) sur le secteur 2 .....	80
Figure 30: Résultats de la mesure de la qualité des classifications sur les images 1 et 2 .....	82

Figure 31: Parcelles sélectionnées pour l'estimation de maïs d'ensilage.....	84
Figure 32: Carte de rendements maïs d'ensilage .....	85
Figure 33: Différences dans l'intensité Lidar sur une même parcelle de soya .....	89

## Liste des abréviations

3D	Trois Dimensions
AGPM	Association Générale des Producteurs de Maïs
ALTM	Airborne Laser Terrain Mapper
BVRPIR	Bleu, Vert, Rouge, Proche-Infrarouge
BVRPIRInt	Bleu, Vert, Rouge, Proche-Infrarouge, Intensité
CILF	Conseil International de la Langue Française
EROS	Earth Resources Observation Satellite
ESRI	Environmental Systems Research Institute
GLAI	Green Leaf Area Index
GNDVI	Green Normalised Difference Vegetation Index
GPS	Global Positioning System
IDW	Inverse Distance Weighting
IMU	Inertial Measurement Unit
InSAR	Interferometric Synthetic Aperture Radar
ISQ	Institut de la Statistique du Québec
ISUE	Iowa State University Extension
LAI	Leaf Area Index
LIDAR	Light Détection And Ranging
MNE	Modèle Numérique d'Élévation
MNH	Modèle Numérique de Hauteur
MNS	Modèle Numérique de Surface
MNT	Modèle Numérique de Terrain
NDVI	Normalised Difference Vegetation Index
NRC	Natural Resources Canada
OCPA	Ontario Corn Producers' Association
OQLF	Office Québécois de la Langue Française
OSAVI	Optimised Soil Adjusted Vegetation Index
PIR	Proche-Infrarouge
RADAR	RADio Detection And Ranging
RAR	Real Aperture Radar
RGB	Rouge, Vert, Bleu
SAR	Synthetic Aperture Radar
SAVI	Soil Adjusted Vegetation Index
SCOP	Stuttgart Contour Program
SPOT	Satellite Pour l'Observation de la Terre
StatCan	Statistiques Canada
TSAVI	Transformed Soil Adjusted Vegetation Index
UIE	University of Illinois Extension
USDA	United States Department of Agriculture
WAAS	Wide Area Augmentation System

*"Toute certitude est par essence contradictoire avec la philosophie de la recherche."*

*Pierre Joliot*

## INTRODUCTION

Les besoins de productivité de plus en plus accrus dans le domaine agricole, de même que la limitation des superficies cultivables contraignent les producteurs agricoles à se munir de moyens leur permettant d'améliorer leurs techniques culturales. Parmi les différents domaines de recherches qui concourent à l'amélioration de ces techniques, on trouve l'agriculture de précision qui s'intéresse à la variabilité spatiale des caractéristiques des plantes à l'intérieur de la parcelle (Thevenet et Boisgontier, 1999). La télédétection est avec le temps, apparue comme une source primordiale d'informations aux applications de gestion des cultures (Shanahan et al., 2001). Si dans les premiers temps l'application de la télédétection à l'agriculture était limitée par le manque d'informations à haute résolution (Moran, 1997), les progrès apportés au fil du temps ont permis une meilleure utilisation de cette discipline en agriculture de précision, et en ont fait un outil de première importance. Les capteurs de télédétection œuvrant dans le domaine visible du spectre électromagnétique sont ceux qui ont le plus été mis à profit dans la caractérisation des surfaces végétales, avec comme première application, la discrimination des cultures, par le biais de classifications d'images. Il a par la suite été possible d'établir des relations entre les quantités de réflectances perçues par les capteurs, et des variables inhérentes à l'état des plantes telles que des quantités de biomasse (Stresk et al., 2002), des taux de chlorophylle (Combal et al., 2001), des carences nutritives (Nilsson, 1995). L'apparition de capteurs capables de mesurer des distances a apporté d'importants changements dans la manière avec laquelle la télédétection permettait de représenter le territoire. Ces capteurs ont ainsi ouverts les portes à la caractérisation morphologique des objets à la surface du sol. Le Lidar est l'un de ces capteurs, qui a l'avantage d'offrir de très grandes précisions dans les mesures qu'il effectue. Il a ainsi, avec un certain succès, été mis à profit dans l'estimation de variables morphométriques (hauteurs, diamètre de couronne, etc.) des forêts et des arbres (Houldcroft et al., 2005, Magnussen et al., 1999). Il est cependant moins bien connu dans le domaine agricole, dans lequel pourtant, les variables morphologiques peuvent permettre de caractériser les cultures. Ce projet se propose donc dans un premier temps de vérifier dans quelle mesure il est possible d'utiliser le capteur Lidar afin d'estimer la hauteur des plantes dans les grandes cultures. Dans un second temps le projet sera consacré à l'utilisation de la quantité d'énergie retournée au capteur afin de faire de la discrimination entre les différents thèmes présents dans une région agricole.

## Chapitre 1 - CONTEXTE ET PROBLÉMATIQUE DE L'ÉTUDE

*"Concevez toujours une chose en la considérant dans un contexte plus large - une chaise dans une pièce, une pièce dans une maison, une maison dans un quartier, un quartier dans une ville."*

*Eliel Saarinen*

*"Dans certains contextes, même les idées profondes deviennent triviales."*

*Nancy Huston,  
Instruments des ténèbres*

## **1.1 Agriculture de précision et Géomatique agricole**

L'agriculture de précision est un ensemble de techniques de gestion des cultures qui utilisent toute l'information acquise sur la culture dans le but d'identifier, d'analyser et de contrôler la variabilité spatiale et temporelle des caractéristiques du sol et des plantes à l'intérieur des parcelles agricoles. L'objectif principal de l'agriculture de précision est d'optimiser la productivité des cultures tout en tenant compte de la protection de l'environnement, ceci dans une logique de développement durable (Robert et al., 1994). Adopter l'agriculture de précision apporte au producteur des avantages tels que l'optimisation de l'utilisation des superficies cultivables par une amélioration de la gestion de l'espace, la réduction des intrants et des coûts associés à leur utilisation, de même que la réduction de l'impact des pratiques culturales sur l'environnement. De plus, utiliser l'agriculture de précision permet une meilleure conservation des enregistrements des actions menées sur les parcelles. Ces informations enregistrées peuvent par la suite être utilisées pour des comparaisons sur différentes saisons agricoles. La possibilité d'analyse sur l'ensemble des informations ainsi produites permet une meilleure connaissance des parcelles. Ces connaissances permettent une meilleure gestion des cultures, et par suite de meilleurs rendements sont produits (Stombaugh et al., 2001). L'agriculture de précision concoure donc à un accroissement du profit pour le producteur.

Les sources de données utilisées pour alimenter des applications d'agriculture de précision sont nombreuses. Il est possible dans une première catégorisation de distinguer les données directement reliées à la parcelle (nature du sol, santé des plantes, etc.), des données dites externes, qui peuvent être des données météorologiques, des prix d'intrants ou de vente des productions agricoles, des modèles de croissance, etc. Concernant les données provenant directement de la parcelle, elles consistent en des mesures ponctuelles provenant de données acquises au sol avec des instruments de mesure directe (avec un contact de l'objet) tel que le chlorophyllemètre, ou des instruments de mesures indirectes (sans contact avec la cible) comme le LAI-mètre. Ces mesures peuvent être associées à une référence géographique ou pas. Il est également possible d'estimer la valeur de certains de ces paramètres reliés à la parcelle à l'aide de capteurs embarqués, soit à bord de machines agricoles au sol, tels que les capteurs de rendements, soit à bord de plates-formes aérienne ou satellitaires.



L'acquisition de données à partir de capteurs embarqués fait appel à la télédétection, outil primordial de l'agriculture de précision. La géomatique agricole regroupe l'ensemble des applications de gestion des cultures, qui permettent de référencer géographiquement les parcelles, les phénomènes qui s'y déroulent, de même que la variabilité spatiale (également temporelle) de ces phénomènes au sein des parcelles. La géomatique agricole met l'ensemble des disciplines fondamentales de la géomatique (cartographie numérique, photogrammétrie, géodésie, télédétection, législation foncière), auxquelles s'ajoutent les disciplines connexes (informatique, mathématiques, physique, droit), au service des intervenants en agriculture. De par la puissance des outils dont elle dispose, la géomatique agricole constitue un puissant instrument au service de l'agriculture de précision.

Si l'objectif de l'agriculture de précision est de se mettre au service des producteurs agricoles, son adoption par eux est cependant ralentie par les coûts d'investissement, la résistance aux changements à apporter aux techniques culturales, et les coûts de la formation à l'utilisation de nouveaux outils. Pour le cas particulier de la télédétection, on peut également imputer à son utilisation en agriculture de précision des limitations relatives aux caractéristiques des capteurs et des plate-formes sur lesquelles ils sont embarqués. Ainsi, si les capteurs satellitaires ont l'avantage de disposer d'une certaine intégrité géométrique et radiométrique, ils sont cependant désavantagés par la fixité des longueurs d'ondes (qui de ce fait peuvent être inadaptées au type d'application ou de culture en jeu), la résolution spatiale (grossière pour des analyses à l'échelle inter-parcellaire), et les longs délais entre l'acquisition de l'image et la livraison des données à l'utilisateur. Des progrès notables sont cependant enregistrés dans le développement de capteurs satellitaires à haute et à très haute résolution (SPOT 5, Ikonos, Quickbird ou EROS) qui pallient au problème d'échelle pour certaines applications. Les capteurs aéroportés quant à eux sont avantagés par leur fine résolution spatiale, un meilleur contrôle sur les longueurs d'ondes d'intérêt, de même qu'une flexibilité dans les heures de prises de mesures. Cependant ils sont plus sujets aux perturbations subies par la plate-forme qui influencent la stabilité géométrique et spatiale des images (Moran et Barnes, 1997).

## **1.2 Le besoin de caractérisation du couvert végétal**

Différents facteurs concourent à la croissance et la reproduction dans des conditions adéquates des végétaux. Le bagage génétique, le type de sol qui l'accueille, le climat de la région, les

facteurs météorologiques, et la disponibilité dans son environnement de nutriments en quantités suffisantes, sont autant d'éléments importants pour le développement d'une plante. Ce développement de la plante se manifeste principalement par 3 processus. Des changements de forme et des changements de taille (croissance végétative), et la multiplication des individus (croissance reproductive) (Hunt, 1978). On définit ainsi le développement d'une plante comme l'augmentation irréversible de sa masse (quantité de matières) ou de sa taille (volume), par la division ou l'élargissement de ses cellules (Decoteau, 2005). On distingue deux catégories de plantes en fonction de leur mode de croissance. La première est constituée par les plantes à croissance indéterminée, qui ne sont pas limitées dans leur cycle de croissance et sont conçues pour croître durant des années (ex : les chênes). Ces plantes sont dites pérennes. La deuxième quant à elle est constituée des plantes qui croissent jusqu'à atteindre une certaine taille, arrêtent de se développer, et meurent au cours d'une même saison (ex : le maïs, le riz). Ces plantes sont dites annuelles. Être en mesure de caractériser le stade de croissance des cultures, afin de se rendre compte de leur stade de développement constitue un des axes majeurs de l'agriculture de précision. Il est donc important de pouvoir se munir d'outils fiables qui permettent de déterminer, à une date donnée, le niveau de développement d'une culture. En plus du stade de croissance en lui-même, il faut également être en mesure de déterminer l'état de santé de la plante en réponse aux contraintes qu'elle subit de par son environnement, et également aux techniques culturales pratiquées. La perception de l'état de santé des cultures, et de leur stade de croissance, se fait à l'aide d'indicateurs, obtenus par des mesures pratiquées sur celles-ci.

### **1.2.1 Les indicateurs de l'état de la plante**

De manière générale, les indicateurs permettent de caractériser les plantes à travers des mesures relatives au statut hydrique, à la transpiration et à la photosynthèse, à la température, aux nutriments, ainsi qu'au stade de développement.

*Le statut hydrique, la température et la transpiration* : Pour les plantes comme pour la grande majorité des êtres vivants, l'eau constitue un élément primordial pour leur survie. L'eau est un excellent solvant et un médium pour le transport des molécules organiques et inorganiques dans la plante, de même que les gaz atmosphériques. Elle permet également à la plante de maintenir dans ses tissus une température adéquate pour son activité métabolique. De plus, elle induit la pression hydrostatique qui avec la pression de turgescence assure le support de la plante et le

maintient de sa structure (Decoteau, 2005). Pour connaître le statut hydrique de la plante, différents types de mesures sont utilisées. Il peut s'agir de l'observation visuelle de la plante telle que le flétrissement ou l'enroulement des feuilles ou d'un changement de couleur. Il peut également s'agir de mesures de températures (elle augmente en présence d'un stress hydrique qui réduit l'effet de refroidissement des tissus des feuilles, ce refroidissement étant induit par la transpiration et l'évapotranspiration), ou des mesures de la pression dans le xylème (cette pression croît avec le besoin en eau de la plante).

*Les nutriments* : en plus d'être adéquatement irriguée, une plante a également besoin d'être suffisamment et pas excessivement nourrie. On dénombre ainsi 16 éléments chimiques essentiels nécessaires à la croissance d'une plante (Decoteau, 2005). Parmi ces nutriments, on peut citer le phosphore, le potassium, l'azote, le calcium, et le magnésium. La détection approximative des quantités de nutriments dans la plante se fait par analyse de la coloration de certains organes de la plante. Une détection plus précise peut se faire par prélèvement d'échantillons et analyse en laboratoire de certaines parties de la plante (Doucet, 1992), ou *in vivo* à l'aide de techniques plus complexes comme la résonance magnétique nucléaire (Welch, 1990).

*La chlorophylle* : avec l'eau, l'air et la lumière, la chlorophylle est un élément indispensable à l'activité photosynthétique de la plante. En produisant de l'oxygène à partir du dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>) et de la lumière, la plante produit également des glucides. Ceux-ci lui permettent, avec les minéraux et les enzymes cellulaires, de synthétiser les autres éléments (lipides, protéides, cellulose, etc.) nécessaires à sa nutrition et à sa croissance. Une carence en chlorophylle traduit soit un éclairage solaire insuffisant, soit une température environnante inadéquate (en dehors de l'intervalle entre 10° et 30°C), soit un apport insuffisant en oxygène, en fer, en azote ou en magnésium. En l'absence de photosynthèse, une plante verte n'est pas correctement nourrie, elle s'étiole et meurt. Les quantités de chlorophylle peuvent être mesurées à l'aide d'un chlorophylle-mètre.

Mesurer le statut hydrique, les quantités de nutriments, et le taux de chlorophylle de la plante, permet de savoir si elle dispose des éléments nécessaires à sa croissance et à son développement. La croissance effective de la plante se traduit par un accroissement de la quantité de biomasse accumulée par celle-ci et de sa taille.

## **1.2.2 Les quantités de biomasse**

Grâce à l'eau, aux nutriments et à la photosynthèse, la plante peut accomplir son développement par l'agrandissement de la taille de ses cellules, et la multiplication du nombre de celles-ci. Cette croissance va se traduire par une augmentation du poids de la plante. Ce poids, également appelé quantité de biomasse, est utilisé comme principal indicateur du développement effectif de la plante. On désigne par quantité de biomasse humide, le poids des organes de la plante alors qu'ils sont encore imbibés d'eau. Cette biomasse humide est mesurée en pesant la plante juste après qu'elle ait été coupée. Cependant, vu que le poids de l'eau peut apporter des variations considérables dans la mesure des quantités de biomasse (statut hydrique de la plante au moment de la coupe, ou perte d'humidité entre le moment de la coupe et le moment de la pesée), les quantités de biomasse sèche sont préférées aux quantités de biomasse humide. La quantité de biomasse sèche s'obtient en laissant sécher la plante humide 24 à 48 heures à une température pouvant varier entre 70° et 80° C (Decoteau, 2005).

## **1.2.3 La hauteur comme indicateur de quantités de biomasse**

Après les quantités de biomasse, l'accroissement du volume constitue le deuxième principal indicateur de la croissance d'une plante (Causton et Venus, 1981, Decoteau, 2005, Evans, 1972). La mesure du volume peut se faire par la mesure de la hauteur, de la longueur, de la largeur, du diamètre, ou de l'aire (Decoteau, 2005). Une relation entre le volume d'une plante et les quantités de biomasse qu'on peut lui associer est fonction de la structure de la plante, et la manière avec laquelle elle procède à l'attribution de ses ressources à ces différents organes (racine, branches, feuilles, etc.). Ainsi, dépendamment des organes plus importants dans la plante, en terme de volume, l'approche du calcul de biomasse diffère. Le volume exprime le produit d'une surface par une hauteur. La connaissance de la hauteur d'une plante aide (de manière plus ou moins importante dépendamment de la structure de la plante) au calcul de son volume, et par suite des quantités de rendements qu'on peut lui associer.

De manière générale, l'estimation des quantités de biomasses à l'aide de la télédétection se pratique plutôt de manière indirecte, par la détermination de caractéristiques morphologiques, que de manière directe. Les quantités de biomasse se déterminent donc à l'aide de paramètres tels que le LAI, ou la hauteur. La hauteur a ainsi été mise à profit dans certaines études (Mette et al., 2003, Woodhouse, 2006) afin de déterminer des quantités de biomasse.

## 1.3 Les grandes cultures

Les grandes cultures regroupent un ensemble de cultures semées et récoltées durant la même année. Ce sont des cultures annuelles, qui accomplissent leur cycle de croissance au cours d'une saison. Elles comprennent les céréales (maïs, riz, blé,...), les protéagineux (soja, pois, ...), et les oléagineux (colza, tournesol, ...), de même que la pomme de terre et d'autres cultures annuelles. Elles sont cultivées pour la consommation humaine, pour l'alimentation des animaux, et sont également utilisées dans l'industrie (éthanol à partir du maïs par exemple). Le Canada est un des plus grands producteurs au monde de céréales et d'oléagineux, avec une production annuelle de 50 à 60 million de tonnes (ACIA, 2006).

### 1.3.1 La répartition de la biomasse dans les grandes cultures suivant les stades de croissance

Le développement d'une plante se déroule principalement en quatre phases. L'émergence, la croissance végétative, la phase reproductive, et la sénescence. Les grandes cultures font partie des plantes annuelles. Leurs phases de croissance sont regroupées en deux catégories : la croissance végétative, qui part de l'émergence à la fin de la croissance végétative, et la croissance reproductive, qui comprend la reproduction et la sénescence (Brent et Patrick, nc, McWilliams et al., nc).

*Les stades végétatifs* : durant la croissance végétative, les processus de génération et de croissance de cellules de la plante, sont affectés à la pousse et à la croissance des tiges, des branches et des feuilles. Contrairement donc aux plantes pérennes qui mettent en réserve les nutriments et les hydrocarbures, pour survivre en cas de détérioration de l'environnement durant la saison, les plantes annuelles les utilisent uniquement pour assurer leur croissance en taille et donc en volume.

*Les stades reproductifs* : lors de la phase reproductive, les organes priorités sont ceux qui assurent la reproduction de la plante. La plante alloue une grande partie de ses ressources au développement de ses organes de reproduction. Les quantités de matières produites par la plante sont donc dirigées vers ses graines, ses fruits, ses racines, ou ses gousses.

### 1.3.2 Les quantités de biomasse et la production dans les grandes cultures

Dans les grandes cultures, les quantités de biomasse apparaissent comme l'outil de référence pour définir l'état de santé de la plante. Leur estimation est régulièrement reliée à des estimations de rendements (Borrell et al., 2000, Craufurd et al., 2002, Zhang et al., 2006). Les quantités de biomasse traduisent la masse totale de la plante (ou d'un de ces organes). Elles permettent de vérifier que l'activité métabolique de la plante qui donne lieu à la production et la croissance de ses cellules se déroule dans des conditions adéquates, de sorte à assurer des rendements suffisants. Dans les cultures de fourrage, les rendements s'expriment en quantité de biomasse.

### 1.3.3 La hauteur dans les grandes cultures.

La hauteur est un indicateur visuellement perceptible de la croissance des plantes. C'est également un indicateur des plus hâtifs dans la mesure où dès l'émergence de la plante, il est possible de constater si sa croissance est normale, ou tardive (Figure 1).



Figure 1: Différence de hauteur dans les premiers stades de croissance du maïs, source : (Elmore et Abendroth, 2006)

La hauteur est utilisée comme indicateur dans les prescriptions de certains pesticides (pendimethalin, primisulfuron prosulfuron, mesotrione, etc. (Buntin, 2007)). Elle est également utilisée, durant les stades végétatifs de la plante, comme indicateur de carences nutritives comme pour l'azote (Blackmer et Mallarino, 1996) ou pour étudier la croissance des plantes en réponse à des apports en nutriments (Ebelhar et Barber, 1998). Elle sert aussi comme indicateur du stade de croissance de la plante (Zhang et Blackmer, 2005). La hauteur apparaît ainsi comme un paramètre de premier ordre dans la caractérisation des grandes cultures.

## **1.4 La télédétection dans la caractérisation des cultures**

Les capteurs embarqués à bord de plates-formes distantes (perche, avion, satellite) constituent une importante source de données à l'agriculture de précision, en fournissant une information spatialement et temporellement distribuée, à échelle et à résolution variables. L'obtention d'informations, disposant de pareilles caractéristiques, à l'aide d'autres types de méthodes d'acquisition de données (avec contact directe avec les objets) pour la gestion des cultures est moins aisée et financièrement plus coûteuse (NRC, 1997). Les images de télédétection fournissent de l'information sur les variations spatiales et spectrales résultant des caractéristiques du sol et des cultures à l'intérieur de la parcelle. Un avantage potentiel de ce type d'imagerie est qu'elle n'est limitée ni par l'intervalle d'échantillonnage ni par les interpolations géostatistiques qu'on pourrait faire si on utilisait des données échantillonnées de manière ponctuelle au sol.

Il est possible d'identifier, de manière plus concrète et plus technique, huit applications de la télédétection à la gestion des cultures (Moran et Barnes, 1997). Ainsi les données de télédétection offrent des outils qui permettent d'après :

1. De convertir des mesures ponctuelles en carte de parcelle (krigeage, statistique spatiale, etc.).
2. De cartographier les récoltes.
3. De cartographier la variabilité spatiale des sols et dans les plantes.
4. De contrôler les caractéristiques saisonnières du sol et des cultures.
5. D'identifier les causes des variabilités spatiales et temporelles.
6. De cartographier l'information spatialement distribuée sur les conditions météorologiques et climatiques.
7. De produire des modèles numériques d'élévation à haute résolution.
8. De mettre en place des applications de suivi des cultures pour la détection des stades critiques et des dommages subis par les plantes.

Les capteurs de télédétection mesurent des valeurs quantitatives des propriétés physiques des surfaces ciblées telles que la réflectance, la température, ou la rétrodiffusion pour les capteurs actifs. Un des axes principaux de la télédétection est la conversion de ces valeurs en informations spatialement et temporellement comparables. Dans les domaines de la foresterie et de l'agriculture, les indices de végétations sont apparus comme un moyen relativement efficace de procéder à cette conversion.

#### **1.4.1 Les indices de végétation**

Un indice est une somme, une différence, un ratio, ou toute autre combinaison linéaire d'observations de réflectance ou de radiance, dans deux ou plusieurs intervalles de longueurs d'ondes (Wiegand et al., 1991). Les indices sont une représentation mathématique et palpable de phénomènes perçus dans les réflectances, ou la rétrodiffusion des objets ciblés par un capteur de télédétection. La réflexion du rayonnement électromagnétique sur les surfaces des objets, permet de percevoir les caractéristiques intrinsèques de ces objets (nature de l'objet et de sa surface, orientation, température, couleur). Les indices permettent de formaliser cette perception. Différents phénomènes se déroulant à l'intérieur d'un couvert végétal ont été mis en relation avec des indices de télédétection appelés indices de végétation. Bariou et al. (1985) fait l'inventaire des différents indices de végétation, avec leur expression mathématique, les phénomènes physiques et physiologiques qu'ils caractérisent, et présente des exemples d'études menées pour attester de la fiabilité des résultats obtenus. Un inventaire des indices de télédétection plus récent est disponible dans Bannari et al.(1995).

La forte absorption du rayonnement électromagnétique incident dans le rouge (600-700 nm) et le proche infrarouge (750-1350 nm) par les tissus photosynthétiquement actifs de la plante, permet de la distinguer des deux autres éléments prédominants du paysage, l'eau et le sol, du fait de leur absorption plus faible dans ces longueurs d'ondes (Wiegand et al., 1991). Dans ce sens, plusieurs études (Aase et Siddoway, 1981, Curran, 1980, Holben et al., 1980, Kimes et al., 1981, Pearson et al., 1976, Richardson et al., 1974, Rouse et al., 1973, Thomas et Gausman, 1977, Tucker, 1977, Walburg et al., 1982, Wiegand et al., 1973, Wiegand et al., 1979), ont montré une forte corrélation entre ces bandes du spectre électromagnétique et certaines caractéristiques de la plante telles que l'indice de recouvrement foliaire vert (GLAI), le contenu en chlorophylle, la biomasse fraîche et sèche de la partie aérienne de la plante, sa hauteur, le pourcentage du sol



recouvert par la végétation, la population de plante, et la production de grains et fourrage (Wiegand et al., 1991).

#### **1.4.1.1 LAI (Leaf Area Index)**

En se basant sur la forte absorption (faible réflectance) par la chlorophylle du rayonnement rouge dans le vide et la faible absorption (forte réflectance et transmittance) dans le proche infrarouge, Jordan (1969) divisa la réflectance du proche infrarouge par celle du rouge, et développa ainsi une des plus anciennes procédures d'analyse de télédétection numérique, dont le but était d'identifier la part de végétation dans une image, l'indice de surface foliaire (LAI). Une végétation verte dense produit un ratio élevé, alors que le sol nu a une basse valeur de ratio. L'indice produit ainsi une valeur de contraste entre les deux surfaces (Shanahan et al., 2001).

#### **1.4.1.2 NDVI (Normalised Difference Vegetation Index)**

L'un des indices les plus couramment utilisés dans l'étude des couverts végétaux est l'indice de végétation à différence normalisé (NDVI) (Rouse et al., 1973), qui est considéré comme une source importante d'information sur les fonctions végétales, de mêmes que sur l'utilisation du sol (Fang et al., 1998, Jiang et Islam, 1999, Ochi et Murai, 1999, Tan et Shih, 1997). Cet indice a montré une forte correspondance avec l'état de la végétation et la biomasse des plantes à la surface du sol, et ce à partir d'images satellitaires ou aériennes. Les fondements de la relation entre le NDVI et la biomasse verte semble être due à la quantité de radiation active absorbée par la canopée par photosynthèse (Sellers, 1985, 1987).

D'autres recherches ont cependant montré que le NDVI pouvait être inadapté pour évaluer la végétation des cultures, du fait qu'il confonde les effets d'arrière-plan du sol dans l'image, et suggèrent l'utilisation d'indices tels que l'indice de végétation ajusté au sol (SAVI, (Huete, 1988)), l'indice de végétation ajusté au sol optimisé (OSAVI; (Rondeaux et al., 1996)), et l'indice de végétation ajusté au sol transformé (TSAVI; (Baret et al., 1989)). D'un autre côté, Gitelson et al. (1996) proposent d'utiliser l'indice de végétation normalisé vert (GNDVI), qui quant à lui remplace le vert par le rouge dans l'équation du NDVI, et qui est plus utile dans les détections des variations de la canopée dans la biomasse verte des cultures.

Ainsi il existe un grand nombre d'indices de végétation, développés à l'aide d'imagerie passive, qui peuvent être utilisés pour estimer l'activité physiologique, le stade de croissance, la biomasse

des cultures, et dans certains cas, le rendement. Si la télédétection met énormément à profit les capteurs passifs pour la caractérisation physiologique et phénologique des plantes, leur caractérisation morphologique se pratique quant à elle à l'aide de capteurs actifs, en particulier pour l'estimation des hauteurs.

#### **1.4.2 La télédétection, la hauteur de végétation et les modèles numériques**

Comme dit précédemment, la télédétection permet d'estimer, à l'aide de mesures sans contact avec les plantes, certaines de leurs caractéristiques. Que ce soit dans le domaine de l'agriculture ou dans notre vie de tous les jours, il est plus aisé de mesurer des paramètres physiques et morphologiques d'une entité, que de mesurer ses paramètres physiologiques. La hauteur est une de ces caractéristiques morphologique, relativement facile à mesurer, qu'on peut associer à la croissance de la plante. La télédétection peut servir à l'estimation de hauteurs soit de manière discrète et individuelle sur des objets sélectionnés, soit de manière continue, sur la totalité des objets en présence, à travers des modèles numériques de hauteur. Un modèle numérique de hauteur (MNH) est généralement obtenu à partir de différents types de modèles d'élévation (MNE).

Un MNE est une représentation mathématique et numérique des objets présents à la surface d'un territoire et de leur environnement par le moyen de leur altitude. Lorsqu'il s'agit de représenter le sol du territoire, dénué des objets qui y sont présents (bâtiments, végétation), on parle de modèle numérique de terrain (MNT). Si par contre ces objets sont pris en compte, on parle de modèle numérique de surface. La génération d'un MNH peut se faire par la soustraction d'un MNT dans un MNS.

Trois méthodes sont utilisées en télédétection pour estimer la hauteur des objets présents à la surface d'un territoire. La photogrammétrie, les capteurs Radars, et les capteurs Lidars.

##### **1.4.2.1 La photogrammétrie**

La photogrammétrie est une « technique permettant, à partir d'un couple stéréoscopique de photographies, d'étudier et de définir avec précision les formes, les dimensions et la position dans l'espace d'un phénomène quelconque » (OQLF, 2006). Les produits de la photogrammétrie peuvent être de différentes sortes, parmi lesquelles les plus courantes sont les orthophotographies et les modèles numériques de surface. En utilisant la photogrammétrie, l'estimation de la hauteur

d'un objet peut se faire soit en utilisant une méthode directe sur le couple de photographie (parallaxe, déplacement de l'objet ou son ombre), soit en effectuant la différence entre les modèles numériques de surface et de terrain générés. Les méthodes directes d'estimation des la hauteur des objets nécessitent d'avoir accès visuellement au sol, et donc sont plus utiles pour un objet esseulé, ou dans un espace assez dégagé pour pouvoir percevoir le niveau du sol. Il est de ce fait impossible d'estimer la hauteur de plantes situées au milieu d'une parcelle avec ces méthodes.

La génération d'un modèle numérique de surface peut se faire par détermination des coordonnées X Y et Z d'un nuage régulier de points (qui forme une grille). Cette détermination peut être faite par un utilisateur, auquel cas la densité du nuage de points (donc la quantité de points), devient un facteur limitant. Ceci est une considération majeure dans la mesure où les cultures agricoles ont une canopée irrégulière, et que la densité de point doit être importante. L'appariement des images du couple stéréoscopique sur les points de la grille, qui permet la détermination de la coordonnée d'altitude, peut se faire de manière automatique, par comparaison des pixels environnants les points. Cependant, cette méthode est compromise quand le territoire présente des structures répétitives dans un même voisinage, comme c'est le cas dans les rangées des cultures, à fortiori si l'on travaille à des résolutions inférieures au mètre. Les structures répétitives, qui présentent des motifs semblables donc difficiles à distinguer les uns des autres, constituent un obstacle important à l'appariement automatique des images stéréoscopiques.

L'utilisation de la photogrammétrie pour estimer la hauteur de végétation dans les grandes cultures apparaît donc comme une méthode longue et difficile à mettre en œuvre.

#### **1.4.2.2 Le Radar**

Le Radar (Radio Détection and Ranging) désigne un « procédé de radiorepérage fondé sur l'émission d'ondes radioélectriques et sur l'analyse des ondes réfléchies ou diffusées par l'objet, ou émises par celui-ci en réponse à une interrogation » (CILF, nc). En d'autres termes, le radar mesure la distance d'un objet au capteur en fonction du temps que met une onde radio pour atteindre la cible et revenir au capteur. Ce type de capteur a été principalement développé pour représenter le relief, et ainsi générer des modèles numériques de surfaces. On distingue en

télétection, deux types de capteurs Radar : les Radar à ouverture réel (RAR), et les Radar à ouverture synthétique (SAR). Les seconds étant plus récents que les premiers, et donc offrant des produits de meilleure qualité. Les SAR se distinguent des RAR par la simulation d'une antenne plus longue, qui permet d'affiner la résolution des données acquises.

De nombreuses méthodes peuvent être utilisées pour l'estimation de la hauteur d'objets à partir de l'imagerie Radar. La parallaxe de l'ombre permet ainsi de calculer la hauteur d'un objet à partir de la longueur de son ombre, et de l'angle formé par la verticale du capteur, et la droite reliant le capteur au sommet de l'objet. Cette méthode suppose que l'ombre portée n'est pas déformée, et qu'il est possible de la percevoir et de la mesurer. La stéréoscopie, utilisée en photogrammétrie sur des images photographiques, est également applicable en imagerie radar, c'est ce qu'on appelle la radargrammétrie. Elle peut être mise en œuvre en se servant d'un couple d'image radar, chacune ayant été prise soit du même côté de l'objet avec des angles de prises de vues différents, soit de par et d'autre de l'objet. Tout comme pour la photogrammétrie, elle est valable pour les objets individuels, et il est difficile de la mettre en œuvre pour la mesure de hauteur dans des cultures (Ulaby et al., 1982). L'estimation de la hauteur des objets peut aussi être faite par interférométrie, avec un SAR, on parle alors d'InSAR. Un radar interférométrique utilise deux (ou plusieurs) antennes émettrices séparées de courtes distances. La différence des phases des ondes radio enregistrées en deux points permet d'estimer la distance relative de l'un par rapport à l'autre, et par suite de déterminer la hauteur d'objets, ceci, avec une forte résolution. Ce principe peut être transposé à l'estimation de hauteur de végétation. La polarimétrie (prise en compte de la différence entre les polarisations des ondes émises et enregistrées) peut être combinée à l'interférométrie afin de distinguer le sol de la végétation (Woodhouse, 2005). Ces opérations se font sur les données brutes Radar dont le traitement est hautement complexe. De plus, les signaux enregistrés et considérés comme sommet de végétation, correspondent en fait à des hauteurs intermédiaires entre le sol et le sommet réel de celle-ci. Les ondes radio sont plutôt pénétrantes par rapport à la végétation. Pour venir à bout de cet inconvénient, de nombreuses études proposent l'utilisation de l'InSAR en combinaison avec le Lidar (Gamba et al., 2004, Hyde et al., 2006, Slatton et al., 2000). L'utilisation, du Radar comme source de données unique, ne serait pas recommandée dans un contexte de grandes cultures.

### 1.4.2.3 Le Lidar

Le Lidar (Light Detection And Ranging) est un « capteur actif qui, par la mesure du temps de propagation aller et retour d'un rayonnement lumineux émis par un laser, permet de déterminer la position et la distance d'une cible par rapport à l'émetteur »(OQLF, 2006). Il s'agit d'un capteur non imageur, à mesures ponctuelles. Un Récepteur GPS peut être associé à un capteur Lidar pour en déterminer la position absolue. Cette position absolue, combinée à la position relative des objets ciblés, permet par suite de déterminer la position absolue de ces derniers. Lorsque le capteur Lidar est embarqué à bord d'une plate-forme aérienne, une unité de mesure inertielle (IMU) permet de quantifier le tangage, le roulis et le lacet qui sont subis par la plate-forme, et d'en corriger les effets sur la mesure de position faite par le Lidar. Un système comprenant un capteur Lidar, un récepteur GPS, et une unité de mesure inertielle, permet d'effectuer des mesures de position de haute précision (Figure 2).

Les capteurs Lidar sont embarqués à bord de plates formes qui ont des altitudes variant entre 100 et 5000 m, avec les vitesses allant de 75 à 250 km/h. Les longueurs d'onde de ces capteurs peuvent se situer dans le domaine du visible, de l'ultraviolet, ou du proche infrarouge. Les principaux avantages du Lidar résident dans le fait que c'est une méthode de collecte rapide de données, avec une précision élevée et une forte densité de point. De plus il profite des avantages des capteurs actifs, et n'est donc pas (ou très peu) affecté par les perturbations météorologiques et les conditions d'éclairement solaire.

Les capteurs laser des systèmes Lidar peuvent être séparés en deux catégories. Les lasers à forme d'ondes (à profilage) et les lasers à impulsions (à balayage). Les systèmes à forme d'onde emploient un signal continu, et enregistrent un signal à peu près continu. Les lasers à impulsions quant à eux, émettent un signal discret et enregistrent une ou plusieurs quantités significatives d'énergie retournées. Ils sont les plus utilisés dans des applications altimétriques. En considérant des critères de sélection telle que la précision, la densité de points, les coûts en temps d'acquisition des données et l'automatisation des processus de traitements, Lemmens (1997) indique que le Lidar est plus avantageux que les autres méthodes d'acquisition de données en 3D telles que la photogrammétrie, la tachymétrie, ou le GPS terrestre.

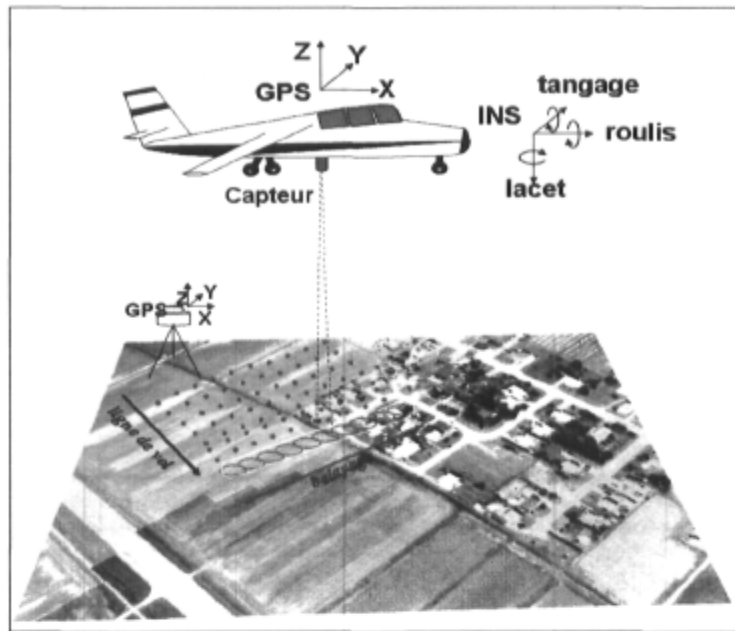


Figure 2: Acquisition de données Lidar

Le domaine forestier est celui dans lequel on retrouve le plus de travaux impliquant l'utilisation de capteurs Lidars pour la caractérisation du couvert végétal. Le Lidar a ainsi été mis à profit dans des applications visant à déterminer la hauteur de la canopée (Watt et al., 2004), extraire des informations sur des arbres considérés individuellement (Fleck et al., 2004), délimiter des couronnes (Meia et Durrieub, 2004), et faire du comptage de population (Heurichab et Weinacker, 2004, Pitkänen et al., 2004). Il ressort de ces travaux que le Lidar est un outil viable, et parfaitement adapté à la caractérisation morphométrique du couvert forestier. Ces applications ont été rendues possibles grâce au potentiel du Lidar à fournir un modèle numérique de terrain et un modèle numérique de surface à partir desquels sont extraits des modèles de hauteur.

### 1.4.3 Extraire la hauteur à l'aide de données Lidar

Déterminer la hauteur des végétaux revient à soustraire l'altitude du sol de l'altitude du sommet de la végétation qui occupe ce sol. La méthode la plus intuitive pour estimer les hauteurs du couvert végétal consiste à obtenir un modèle numérique de terrain de haute précision de la zone d'étude lorsque la végétation qui la recouvre est la plus clairsemée possible (ex : avant les semailles pour les cultures), et un modèle numérique de surface lorsque les plantes sont au stade de croissance qu'on veut qualifier. Cependant pour des raisons d'optimisation de coûts, il est

intéressant de considérer la possibilité d'extraire la hauteur de la végétation en n'utilisant qu'un seul jeu de données Lidar. Cette opération peut se faire par l'utilisation d'algorithmes de filtrage.

#### **1.4.3.1 Les algorithmes de filtrage.**

Plusieurs méthodes sont employées à l'heure actuelle pour identifier les points de sol dans les nuages de points Lidars. Le principe général des filtres est de mettre en évidence que l'altitude d'un point (ou un groupe de points) est significativement distinct (plus haut ou plus bas) que les points de son entourage. Les travaux majeurs menés en ce sens sont les suivants :

L'approche active de modèle de forme (Elmqvist, 2002, Elmqvist et al., 2001) qui agit comme une enveloppe ou un filet à la fois rigide et élastique, posé sur le paysage. Le filet adhère aux points représentant le sol, et est déformé par la présence de données de hauteur. Des forces élastiques (simulées) empêchent le filet d'atteindre ces points ne correspondant pas au sol. Le model peut être adapté en fonction de la nature de la surface et des besoins de l'étude.

Les filtres morphologiques (Eckstein et Munkelt, 1995), qui extraient les objets dont la hauteur est plus élevée que leur voisinage, tels que les arbres, les bâtiments ou les ponts, par la combinaison d'une segmentation d'un MNT et d'une analyse de texture d'une image en niveau de gris.

La méthode de la pente (Vosselman, 2000). C'est une méthode qui considère que la pente d'un terrain ne doit pas dépasser une certaine valeur limite. Au delà de cette dernière, on considère que les objets présents sur le terrain ne font pas partie du sol.

La prédiction linéaire (Kraus et Pfeifer, 1998), qui propose un filtrage basé sur une prédiction linéaire itérative, qui affecte aux points de sol un poids plus important que les points de végétation. La méthode à l'avantage d'être applicable à la végétation dense, mais qui permet néanmoins une certaine pénétration.

La modification de la méthode de la pente (Sithole, 2001), qui ajoute une fluctuation de la valeur limite de la pente, basée sur la topographie effective du terrain.

Ces algorithmes ont, dépendamment du type d'application, montré leur utilité dans la génération de modèles numériques de terrain. Certains sont employés dans des logiciels professionnels de

traitement de données Lidar (ex : la prédiction linéaire de Kraus et Pfeifer dans le logiciel SCOP). Cependant le Lidar a été le plus souvent mis à profit pour la caractérisation du couvert végétal dans des contextes d'environnement forestier. Son utilisation est conseillée dans des milieux où la canopée permet une certaine pénétration du rayonnement Lidar. De plus, pour des objets dont la hauteur est proche ou supérieure à la dizaine de mètre, la distinction entre les points de sol et les points de végétation est plus aisée à mettre en évidence. Les grandes cultures ont des hauteurs qui varient jusqu'à 3 ou 4 m. La structure de leur feuillage est différente de celle des arbres. L'utilisation de ces méthodes de filtrage dans le domaine des grandes cultures peut s'avérer plus difficile.

#### **1.4.3.2 Le cas des grandes cultures**

On retrouve dans la littérature, moins de travaux traitant de l'application du Lidar pour l'estimation des hauteurs de cultures que dans le domaine forestier. Ceci peut s'expliquer par différentes raisons. Un des facteurs limitant des algorithmes de filtrages des données Lidar pour la génération d'un modèle numérique de terrain sous-jacent à de la végétation, est le taux de pénétration du rayonnement à travers la canopée et le feuillage. Ce taux de pénétration est inversement proportionnel à la densité du feuillage. Moins la canopée est dense, plus la pénétration du rayonnement Lidar est grande, ce qui augmente les points interceptés par le sol, et par suite, les modèles numériques de terrains générés sont de meilleures qualités. Lorsque la densité du feuillage devient importante, sa perméabilité au rayonnement électromagnétique baisse, et par conséquent la précision du modèle numérique de terrain généré est réduite. Les grandes cultures sont extrêmement différentes des arbres pour ce qui est de la structure de leur couvert. Si l'espacement entre deux arbres consécutifs est de l'ordre de plusieurs mètres, il se réduit à quelques dizaines de centimètres dans les grandes cultures. Lorsque les grandes cultures ont terminé leur croissance végétative, leur densité de feuillage est maximale. Cette densité de feuillage cause une forte réduction de la pénétration du rayon lidar. L'utilisation des algorithmes de filtrage pour la génération d'un modèle numérique de terrain dans les grandes cultures apparaît donc comme une solution inadaptée. Il va donc falloir mettre en œuvre une méthode basée sur une approche différente.



#### **1.4.4 Intensité lidar et classification d'images**

Le Lidar topographique a au départ été conçu pour estimer des distances, et générer des modèles numériques de terrain. Cependant, en enregistrant le signal retourné, les systèmes altimétriques peuvent également en quantifier l'intensité. Cette intensité varie en fonction du type d'objet illuminé par le rayonnement électromagnétique. Elle a, avec succès, été utilisée pour faire de la classification d'image, seule (Song et al., 2002), ou combinée avec de l'imagerie provenant d'une caméra numérique (Populus et al., 2005). L'intensité du Lidar, dont le rayonnement électromagnétique se situe dans la partie proche infrarouge, apparaît donc comme une source de données qui peut être utilisée comme bande d'imagerie, au même titre que les images multispectrales dans les applications de classification d'image.

### **1.5 Description du projet**

#### **1.5.1 Justifications et enjeux du projet**

En considérant l'état d'avancement des connaissances en agriculture de précision et en technologie Lidar, la mise en œuvre de ce projet de recherche est justifiée en tenant compte des aspects suivants :

L'accroissement des besoins en production agricole, la mondialisation, avec ses obligations de compétitivité, et finalement la limitation des superficies cultivables, au regard des enjeux liés à la protection de l'environnement, sont des facteurs qui poussent les producteurs agricoles à se doter d'outils performants et fiables de gestion des cultures, d'amélioration des pratiques, de contrôle des coûts, ceci dans une logique d'optimisation des revenus, sans augmenter la superficie des surfaces cultivées.

Un outil efficace de prévision des rendements, la plus précoce possible, offrirait au gestionnaire agricole un puissant outil de travail. En effet, avec des estimations de rendements, le producteur peut faire des projections sur la rentabilité de sa ferme pour la saison en cours, de même que s'ajuster vis-à-vis des périodes de mise en vente de sa production.

Le Lidar, avec son potentiel en caractérisation morphologique, telle que la hauteur des objets, et la capacité de relier la hauteur de la plante à son rendement, constitue une piste intéressante de

recherche, dans le but d'établir une méthode fiable de prévision des rendements dans les grandes cultures.

Ce projet de recherche se présente comme une application de la géomatique à un domaine pratique de la vie active, par la valorisation des données Lidar dans un contexte de géomatique agricole et d'agriculture de précision. De manière plus concrète, le projet se propose de tirer partie du potentiel des données Lidar dans le but d'estimer des rendements dans les grandes cultures, en mettant à profit ses capacités pour extraire des hauteurs de végétation.

Étant donné que c'est avec succès que le Lidar est employé pour mesurer la hauteur de la végétation dans le domaine forestier et arboricole, il est possible de faire l'hypothèse que l'on peut transposer les connaissances dans ces milieux, à un environnement de grandes cultures, moyennant des ajustements adéquats. Le processus d'obtention des hauteurs de végétation à l'aide de données Lidar peut être rendu plus aisé avec l'utilisation de deux jeux de données Lidar, un premier avant le semis des cultures pour la génération du modèle numérique de terrain, et un deuxième au moment où l'on veut mesurer la hauteur des plantes. Cependant du fait des coûts liés à l'emploi d'un capteur Lidar, il est utile de s'intéresser à la possibilité de n'utiliser qu'un seul jeu de données Lidar.

Le but poursuivi par la démarche de détermination de la hauteur des plantes dans les grandes cultures, est d'utiliser cette hauteur de végétation pour la relier à des rendements prévisionnels. Ce passage est possible étant donné que la hauteur, tout comme les quantités de biomasse, est un indicateur du développement de la plante. Pour certaines cultures comme le maïs d'ensilage par exemple, la relation entre hauteur et rendements (qui sont en fait des quantités de biomasse) est plus évidente.

Ce projet se propose de montrer le potentiel des données Lidar dans la caractérisation des grandes cultures, par l'exploitation autant des informations de position, que de la quantité d'énergie enregistrée par le capteur. Il revêt certes un enjeu scientifique, dans la mesure où il s'intéresse à l'exploration de nouvelles possibilités pour l'exploitation d'une technologie, mais il a également un enjeu économique dans la mesure où la prévision des rendements, le plus tôt possible avant la récolte, offre des possibilités quant à la planification des dates de mise en marché, aux prévisions de rentabilité, ou en gestion des risques d'assurance. De plus, en offrant

une méthode pratique de soutien à un domaine d'activité aussi important que l'agriculture, ce projet participe à la vulgarisation de la géomatique, par la mise en œuvre d'une application pratique, compréhensible par la majorité des personnes.

### **1.5.2 Hypothèses de travail**

- Il est possible de déterminer la hauteur des plantes dans les grandes cultures à partir d'un jeu unique de données Lidar.
- En utilisant la bande d'intensité provenant du capteur Lidar, il est possible de faire de la discrimination des cultures dans un paysage agricole.
- Ajouter la bande d'intensité Lidar aux bandes multispectrales Bleu, Vert, Rouge, Proche Infrarouge, permet d'obtenir une meilleure classification d'image qu'une simple classification multispectrale.
- Il est possible d'estimer des rendements de maïs d'ensilage à partir des hauteurs de végétation obtenues à l'aide des données lidars.

### **1.5.3 Objectifs**

D'une part, le Lidar permet d'estimer la hauteur du couvert végétal et de caractériser la végétation arboricole avec précision (Fleck et al., 2004, Watt et al., 2004). D'autre part, il est possible de relier la hauteur de la plante à des quantités de biomasse (Mette et al., 2003, Woodhouse, 2006). De plus, dans le but de sélectionner adéquatement les pixels devant servir au calcul des quantités de biomasse, il est possible d'utiliser l'intensité du Lidar pour classier les classes d'utilisation du sol (Populus et al., 2005, Song et al., 2002) . Ainsi, ce projet propose une méthode de caractérisation des grandes cultures à partir de données Lidar (intensité et hauteur).

Cette étude se donne pour objectif principal de valoriser les données provenant d'un capteur Lidar dans la caractérisation des grandes cultures et la prévision des récoltes. Elle vise à évaluer dans quelle mesure des données Lidar (l'information sur l'élévation de même que l'intensité du signal retourné), couplées à de l'imagerie multispectrale, peuvent être mises à profit dans un processus de prévisions de rendements.

### 1.5.3.1 Objectifs spécifiques

Différents objectifs spécifiques devront être atteints pour permettre la réalisation de l'objectif principal du projet. La méthodologie devant être utilisée pour chaque objectif spécifique est sommairement présentée. Ces objectifs spécifiques sont donc les suivants :

1. Estimer les hauteurs de champs de maïs et de soya à l'aide d'un jeu unique de données Lidar.

Établir une méthodologie de sélection des points de sol servant à la génération d'un MNT adapté au contexte des grandes cultures.

Transformer le nuage de points Lidar en images matricielles représentant un modèle numérique de surface, un modèle numérique de terrain, et l'intensité Lidar.

Extraire un modèle numérique de hauteur de la végétation par la soustraction du modèle numérique de terrain dans le modèle numérique de surface.

Vérifier qu'il y a une corrélation entre les hauteurs ainsi obtenues et les hauteurs réelles dans les champs de maïs et de soya.

Identifier et quantifier les sources d'erreurs de l'estimation.

2. Montrer que la classification des bandes multispectrales auxquelles a été ajoutée l'intensité Lidar est meilleure qu'une simple classification multispectrale.

Vérifier le potentiel de l'intensité Lidar dans la classification des cultures dans un paysage agricole.

Comparer visuellement et statistiquement une classification faite uniquement à partir de données multispectrales et une autre, faite de données multispectrales auxquelles a été ajoutée la bande d'intensité du Lidar.

3. Calculer des rendements de maïs d'ensilage à partir des hauteurs Lidar.

Sélectionner les parcelles d'intérêt, en utilisant la meilleure des deux classifications

Estimer les rendements de maïs d'ensilage à l'aide de la hauteur Lidar corrigée.

Comparer les rendements estimés avec des rendements obtenus auprès des producteurs.

## Chapitre 2 - MATÉRIEL ET MÉTHODES

*"On ne peut se passer d'une méthode pour se mettre en  
quête de la vérité des choses."*

*René Descartes,  
Extrait de Discours de la méthode*

## **2.1 Le maïs et le soya comme objets d'étude**

### **2.1.1 Des cultures majeures**

#### **2.1.1.1 Le maïs**

Le maïs (*Zea mays*), fait partie de la famille des graminées. Il est originaire de la région méso-américaine, au Mexique et au Guatemala. Sa hauteur peut atteindre 3 m. La culture du maïs s'est, après la découverte de l'Amérique, largement étendue à travers le globe, pour devenir aujourd'hui la culture la plus répandue au monde (AGPM, 2006). Sur la saison 2004/2005, la production mondiale de maïs s'est élevée à 712.782 millions de tonnes (USDA, 2006b). L'expansion du maïs à travers le monde s'explique notamment par la diversité de ses utilisations et de ses produits dérivés. Il constitue l'alimentation de base pour de nombreuses populations à travers le globe. Il peut être transformé en farine et employé comme nourriture, ou comme féculent pour la fabrication du pain. Sa fécule sert également à la fabrication de produits de beauté, d'adhésifs, de glucose et de sirop. Le grain de maïs peut être transformé en alcool. Il est également possible, à partir du maïs, d'extraire de l'huile, comestible, ou utilisée dans la fabrication du linoléum, de la peinture, du vernis, etc. (Paliwal, 2000). Une utilisation plus récente du maïs est la fabrication d'éthanol. Cultivée au Canada depuis plus de 800 ans, le maïs est, à l'exception du riz sauvage, la seule céréale à ne pas avoir été transplanté à partir d'autres régions du monde (OCPA, nc). Sur la saison 2004/2005, le Canada a produit 8.84 millions de tonnes de maïs (StatCan, 2006b).

#### **2.1.1.2 Le Soya**

Le soya (*Glycine max*) fait partie de la famille des légumineuses papilionacées. Utilisé pour la consommation humaine depuis 3000 av. JC (Hymowitz, 1970), le soya est originaire des régions chaudes du sud-est de l'Asie. Sa hauteur varie entre 80 et 150 cm. Largement cultivé à travers le monde, la plante de soya était, autour des années 2000, la plus importante des plantes oléagineuses. Sur la saison 2004/2005, la production mondiale de soya s'est élevée à 215.95 millions de tonnes (USDA, 2006a). Les cosses et les graines de soya peuvent être utilisées pour la production d'huile, de margarine, de lait, ou de sauce. Le soya peut également être utilisé pour la fabrication de produits de beauté, de produits pharmaceutiques, de peintures, de linoléum, de savons, d'insecticides, de désinfectant et bien d'autres types de produits. La

plante en elle-même peut enfin être utilisée pour le pâturage, le fourrage, le foin et l'ensilage. Durant l'année 2005, le soya représentait 2,9 millions d'acres de superficie cultivées au Canada(StatCan, 2006a). Ces superficies cultivées ont permis une production de 3 millions de tonnes (StatCan, 2006b).

### **2.1.1.3 Intérêt de ces cultures.**

Les grandes cultures sont constituées par les oléagineux, les protéagineux, les céréales, et d'autres plantes telles que la pomme de terre. Dépendamment de la forme de la plante, les catégories suivantes peuvent être définies. Les céréales, dont le maïs, qui sont de la famille des graminées (*Poaceae*), ont une tige cylindrique, portant des nœuds, généralement non ramifiée. Leurs feuilles sont longues et étroites. Les autres grandes cultures, dont le soya, sont généralement ramifiées, à feuilles larges et non allongées. En plus de leur forme, le maïs et le soya sont grandement répandus à travers le monde, et sont chacun à la base d'une large gamme de produits dérivés.

### **2.1.2 Les stades de croissance et la hauteur de la plante.**

Les stades de croissance du maïs et du soya se divisent en deux parties. La première est la phase végétative, au cours de laquelle les organes végétatifs (feuilles, tige, branches, ...) se développent. Ensuite vient la phase reproductive, durant laquelle les organes de reproduction (fleurs, épillet, grains, épis) sont formés. La méthode d'identification des différents stades végétatifs du maïs, dite méthode du col de la feuille, est définie dans ISUE (1993). Suivant cette méthode, le stade  $n$  est en cours lorsque sur la plante,  $n$  feuilles dont le col est visible sont présentes. Ce col est la ligne décolorée qui apparaît au dos de la feuille, lorsque celle-ci se sépare de la tige. ISUE (1994) définit une méthode d'identification des stades végétatifs du soya. Ainsi, de manière similaire au comptage des stades pour le maïs, la détermination du stade végétatif du soya se fait en comptant le nombre de nœuds apparus sur la tige principale de la plante. Chez le maïs et le soya, la croissance verticale de la plante se produit par une élongation des entrenœuds. Le pied de maïs voit sa longueur augmentée par la présence d'une panicule. L'élongation des tiges des deux plantes s'accélère à partir du 6<sup>ème</sup> stade végétatif. À partir du début de la croissance reproductive, la croissance en hauteur de la plante devient quasiment inexistante, la plante a alors acquis sa hauteur maximale.



### 2.1.3 Le maïs d'ensilage et les quantités de biomasse

On désigne par fourrage, les feuilles, tiges, racines (éventuellement les fruits), de plantes dites alors fourragères (ex : herbes des prés, légumineuses, choux, betteraves, pommes de terre, céréales) que l'on donne au bétail pour l'alimenter, soit en verdure, soit desséchées, soit après ensilage. L'ensilage est une méthode de conservation des fourrages qui consiste à les entasser et à les maintenir à l'abri de l'air, sans aération, dans un silo, afin que se développe une fermentation lactique avec un abaissement du pH, ce qui en assure la conservation (CILF, nc). Dans le maïs d'ensilage, la récolte ne concerne pas uniquement les grains produits par la plante, autrement dit seulement ses organes reproductifs, mais elle contient également les structures végétatives (feuilles, tiges, branches, ...). Pour ce type de culture, la relation entre le volume de la plante et son rendement, est plus aisée à mettre en évidence.

## 2.2 La zone d'étude

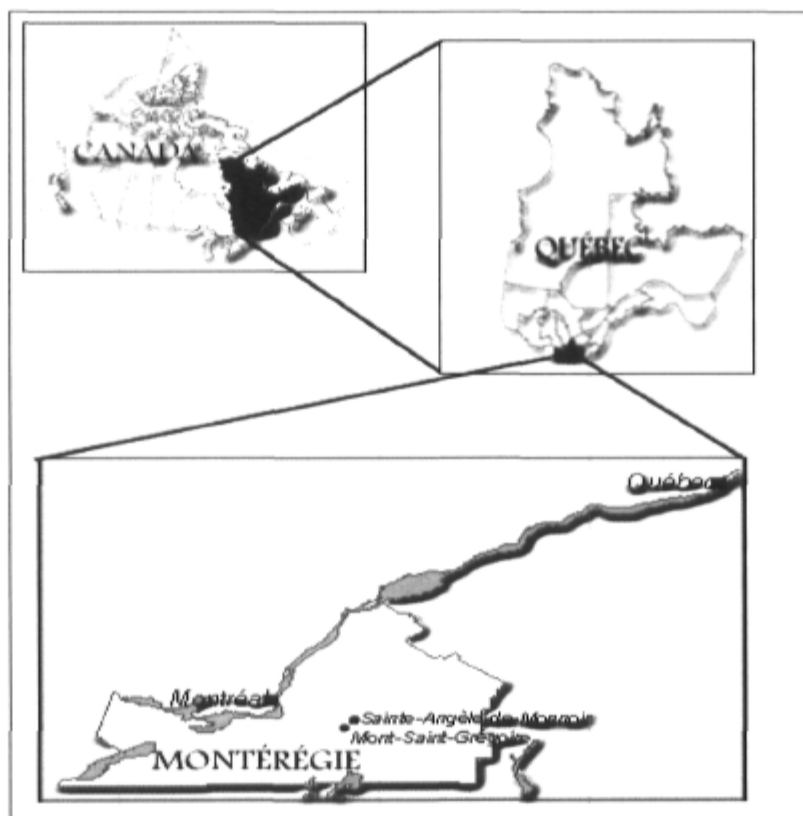


Figure 3 : Zone d'étude, Ste-Angèle-de-Monnoir et Mont-St-Grégoire, Montérégie modifiées d'après (RNCan, 2001, StatQc, 2001).

La région de la Montérégie se situe au sud de la province du Québec et s'étend sur 1 312 126 km<sup>2</sup>. Elle dispose d'un relief assez plat, qui comprend néanmoins 7 collines dont Rougemont, Saint-Hilaire et Saint-Grégoire. Elle est la région québécoise la plusensemencée en maïs (grain et fourrage), en soja et en blé pour l'année 2005 (ISQ, 2006). Les parcelles auxquelles nous nous intéressons s'étalent sur deux zones qui se situent respectivement aux environs de Sainte-Angèle-de-Monnoir, et de Mont-Saint-Grégoire (Figure 1). La zone proche de Mont-Saint-Grégoire sera par la suite désignée par image 1, celle de Sainte-Angèle-de-Monnoir par image 2. Ces zones agricoles sont essentiellement occupées par des grandes cultures.

## **2.3 Acquisition des données**

Différents types de données sont nécessaires pour la réalisation de ce projet. Il s'agit de données aéroportées, Lidar et multispectrales, qui servent de base de travail. Ces données seront validées à l'aide de données prises au terrain. Les sites d'intérêts consistent en des champs de maïs et de soja situés aux alentours de Sainte-Angèle-de-Monnoir, et Mont-Saint-Grégoire. Les champs sont sélectionnés à partir d'orthophotographies et de fichiers shapefiles fournis par la Financière Agricole du Québec qui est l'assureur de ces producteurs. Les variétés concernées ont des dates de semis qui se situent aux alentours du mois de mai. La campagne de prise des mesures de validation, faite sur le terrain se déroule à la mi-août. À cette date, les pieds de maïs et de soja sont à leur hauteur maximale. Ils ont terminé leurs stades de croissance végétative et entament la croissance reproductive. Pour des raisons logistiques, les mesures au champ n'ont pu avoir lieu le jour même du vol aéroporté, mais le lendemain. Cependant, vu que la croissance verticale des plantes est quasiment nulle entre deux jours consécutifs, cela n'entrave pas la qualité des données.

### **2.3.1 Le levé aéroporté**

Au dessus du territoire comprenant les champs d'intérêt, on entreprend un vol aéroporté afin de collecter des données multispectrales et Lidar. Le vol est réalisé à la date du 16 août 2005. Le capteur multispectral et le capteur Lidar sont tous deux embarqués à bord du même appareil. L'altitude de vol est fixée à 850 m. Les mesures aéroportées sont synchronisées avec un récepteur GPS au sol. Ces mesures GPS au sol servent à effectuer les corrections géométriques lors du prétraitement des images acquises.

### 2.3.1.1 Le capteur Lidar

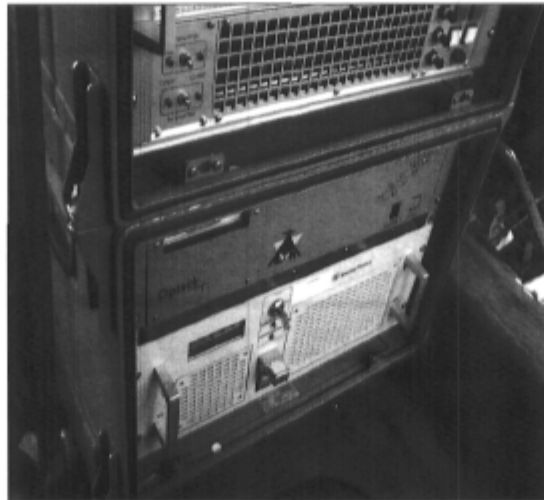


Figure 4 Système de la centrale inertielle à bord de la plate-forme

Le capteur Lidar est de type ALTM (Airbone Laser Terrain Mapper) 2050 d'OPTECH<sup>®</sup>. Sa fréquence d'échantillonnage maximale est de 50,000 Hz. L'angle de son champ de vue varie entre 0 et  $\pm 15^\circ$ . Il offre une précision horizontale de 15 cm, et une précision verticale de 25 cm. Ces précisions sont obtenues par l'emploi de données fournies par un système de référence inertielle (Figure 4) et de positionnement par GPS cinématique (Système Applanix<sup>®</sup>). L'altitude de vol de 850 m permet d'obtenir une densité moyenne 1 point Lidar aux 60 cm.

### 2.3.1.2 Le capteur multispectral

Le capteur multispectral est une caméra MS4100 3CCD de DuncanTech<sup>®</sup> à quatre bandes : bleu, vert, rouge et proche infrarouge (Figure 5). Les images produites ont des dimensions de 1920 x 1080 pixels, chaque pixel est codé sur 8 bits. Pour une altitude de 850 m, un pixel recouvre au sol un espace de 18 cm de côté, et une image recouvre 346 x 195 m.



Figure 5 Le capteur lidar et le capteur multispectral installés à bord de la plate-forme aérienne

## 2.3.2 Mesures sur le terrain



Figure 6: Prise de mesures lors de la campagne terrain

Pour des fins de validation, à l'intérieur de parcelles sélectionnées, différents types de données sont collectées à la date du 17 août 2005, soit le lendemain du vol aéroporté. À cette date, la croissance végétative a fait place à la croissance reproductive. La croissance en hauteur est interrompue.

### 2.3.2.1 Mesures de la hauteur

Pour chacune des parcelles sélectionnées, on mesure la distance moyenne entre les rangées, et la distance approximative entre deux pieds situés dans la même rangée. Une sélection aléatoire de vingt sept pieds de maïs, pris sur un total de huit parcelles est effectuée. Pour ce qui est du soja, ce sont les hauteurs de trente quatre plants qui sont mesurés sur un ensemble de dix parcelles. La mesure de la hauteur de la plante se fait à l'aide d'une mire topographique graduée en centimètres. La hauteur se mesure du sol à la partie recourbée de la feuille la plus haute pour le maïs, et du sol au sommet de la branche la plus haute pour le soja (Figure 7, Figure 8).



Figure 7: Mesure de la hauteur sur un pied de soja à l'aide d'une mire graduée

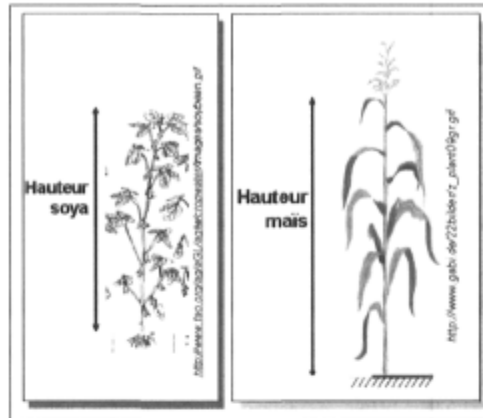


Figure 8: Principe de mesure des hauteurs

### 2.3.2.2 Mesures de position GPS

Pour chacun des pieds sur lesquelles on effectue les mesures de hauteur, on marque la position à l'aide d'un récepteur GPS (Global Positioning System). Le récepteur GPS que nous utilisons est un GeoExplorer<sup>®</sup> XT de Trimble<sup>®</sup> (Figure 9). Il dispose du système WAAS (Wide Area Augmentation System) qui lui permet d'obtenir nominalement des précisions inférieures au mètre en temps réel. Le ciel totalement dégagé au dessus des parcelles de soya permet d'atteindre cette précision. Pour le maïs, la présence de feuillage obstrue par moment la réception du signal satellitaire. Une attention est cependant portée pour attendre assez longtemps durant la mesure de la position d'un point, pour s'assurer que la précision est inférieure à 1.5 m. Le logiciel ArcPad<sup>®</sup> étant installé sur le récepteur GPS, les points positionnés sont directement enregistrés dans un fichier 'shapefile'.



Figure 9 : Prise de la position à l'aide d'un GPS Trimble<sup>®</sup> GeoExplorer<sup>®</sup> XT

## **2.4 Prétraitements des données**

Les images brutes provenant des capteurs de télédétection doivent être préalablement traitées avant de pouvoir les exploiter.

### **2.4.1 Données multispectrales**

Sur les images multispectrales, on procède à des ortho-rectifications et à la génération de mosaïques. Les données fournies par le GPS/IMU fournissent pour chaque image la position de la plate-forme en X, Y, Z de même que les angles de roulis, de tangage et de lacet. Ces données sont synchronisées avec les images multispectrales en extrayant des fichiers images, les dates de création. À l'aide de ces données de position de la plate forme, on procède au géoréférencement de l'image.

#### **2.4.1.1 Géoréférencement, orthorectification et génération de mosaïques**

Le géoréférencement, l'orthorectification et la génération de mosaïques ont été réalisés en dehors de ce projet. Les différentes étapes du processus seront néanmoins décrites. À l'aide de la position de l'avion et des valeurs des angles de tangage, de roulis et de lacet, on procède à la localisation géographique de l'image, et à la correction des déformations dues aux conditions de prise de vue de la plate forme. D'autres déformations présentes sur l'image sont dues à la pente du terrain et à la hauteur des objets. Ces déformations sont alors corrigées par le modèle numérique de surface (MNS) qui représente avec la précision du lidar, le relief du territoire d'études, incluant les objets qui y sont présents. Les images géoréférencées, ayant subies les différentes corrections géométriques, sont ensuite mosaïquées. L'opération de génération de mosaïques permet de produire deux images recouvrant chacune  $8 \text{ km}^2$ , soit  $4 \text{ km} * 2 \text{ km}$ .

### **2.4.2 Données Lidar**

Les données brutes provenant du capteur Lidar contiennent des nuages de points. Ces points sont représentés, dans leur forme brute, par des coordonnées de position en abscisse, en ordonnée, et en altitude (cf Figure 10). Ces données de position sont complétées par une valeur d'intensité (quantité d'énergie infrarouge émise par le capteur et réfléchi par la cible).

Après que le rayonnement laser ait été envoyé par l'émetteur du capteur, son récepteur enregistre la première et la dernière quantité significative du rayonnement réfléchi par la surface cible. Ces deux quantités d'énergies sont alors associées à deux positions, qui sont inscrites dans deux

fichiers distincts. Le fichier des premiers signaux retournés représente, au sol, des objets situés le plus près du capteur, et donc les points les plus hauts, soit pour un couvert végétal, le sommet de la végétation. Les points provenant de ce fichier sont utilisés pour la génération d'un modèle numérique de surface. Le fichier des derniers signaux retournés doit quant à lui être filtré afin de déterminer les points qui doivent être considérés comme des points de sol, et utilisés pour la génération du modèle numérique de terrain. La hauteur des objets au sol peut ainsi être déterminée, par soustraction du modèle de terrain dans le modèle de surface. Le processus de filtrage des points de sol est une étape primordiale de l'extraction de la hauteur des objets.

X	Y	Z	I
333000.00	5025331.42	46.90	96
333000.00	5025448.92	46.96	78
333000.00	5025584.22	44.33	104
333000.00	5025677.13	45.62	68
333000.00	5025755.92	46.33	88
333000.00	5025954.51	44.98	64
333000.00	5025957.68	45.62	82
333000.00	5025981.92	43.59	133
333000.01	5025326.00	47.06	66
333000.01	5025443.55	46.72	74
333000.01	5025446.32	47.04	59
333000.01	5025459.52	46.82	61
333000.01	5025512.72	45.94	56
333000.01	5025515.90	46.25	58
333000.01	5025521.14	46.05	61
333000.01	5025527.93	46.89	64
333000.01	5025612.64	46.65	85
333000.01	5025628.93	46.52	78
333000.01	5025662.01	45.69	64

Figure 10 : Présentation de fichier de données Lidars brutes

#### 2.4.2.1 Interpolation des données classifiées par le fournisseur des données lidar (LaserMap®)

Les données Lidar nous sont fournies par Lasermap® (compagnie spécialisée en acquisition de données Lidar provenant de capteurs aéroportés). Elles se présentent sous la forme de trois fichiers. Les fichiers ont des extensions .fst, .grd et .veg, et correspondent respectivement aux nuages de points correspondants au premier signal retourné, les points classifiés comme étant des points de sol et enfin les point classifiés comme étant des points de végétation. Les données sont fournies suivant un découpage de 1 x 1 km. L'algorithme utilisé pour le filtrage du deuxième signal retourné n'est pas en notre possession.

Les champs de maïs et de soya ont été semés dans la période de la mi-mai, soit 3 mois avant la date de prise de vues aériennes. À cette date les plantes ont atteint leur hauteur maximale, et la

densité de la canopée est importante. La pénétration du signal Lidar à travers une telle canopée s'en trouve affectée. La génération du modèle numérique de surface à partir de ces données, indique que le deuxième signal retourné, enregistré par le capteur n'a vraisemblablement pas rencontré le sol à l'intérieur des parcelles (Figure 11). La Figure 11-a montre clairement, pour le maïs une dénivellation brusque à la frontière entre les contours de la parcelle, et les plantes elles mêmes. Les Figure 11-c, et Figure 11-d permettent de voir qu'il n'y a qu'une différence minime des altitudes entre le MNS et le MNT. Sur les Figure 11-e et Figure 11-f, on s'aperçoit que les deux modèles numériques se chevauchent. Les deux modèles étant superposés, les parties de couleur orange ou marron, indiquent des altitudes de terrain supérieures aux altitudes de surface.

La Figure 11-a indique une végétation extrêmement dense. On voit ainsi que les données interpolées directement à partir des données de producteur, sont loin d'être conforme à la réalité, vu qu'elles indiquent qu'en certains endroits, en particulier dans le soya, le sol est plus haut que cette végétation dense. Ce problème s'explique par la perception du sol dans un jeu de données Lidar qu'il faut expliciter.

#### **2.4.2.2 La notion de sol dans les données lidar**

Au cours du processus d'acquisition de données Lidar, après que le rayonnement laser ait été envoyé par l'émetteur du capteur, son récepteur enregistre les premières (premier signal retourné) et dernières (deuxième signal retourné) quantités significatives du rayonnement réfléchi par la surface cible (Figure 12).

Le point de l'espace auquel le deuxième signal a été retourné est considéré comme le point le plus bas à l'intérieur de l'espace délimité par l'emprunte au sol du rayonnement. Si la surface de l'objet rencontré est plane, régulière et plane (ex : toiture de bâtiment, sol), la différence des altitudes entre les deux signaux retournés est négligeable. Si par contre cette surface présente des irrégularités (ex : couvert végétal), alors cette différence peut s'accroître. Dans un couvert végétal, la structure et la densité peuvent devenir des barrières à la pénétration du rayonnement électromagnétique à travers le feuillage. Il apparaît ainsi une notion de perméabilité du feuillage au rayonnement Lidar, qui est fonction de la structure et de la densité du feuillage, et donc une pénétrabilité en fonction du type de couvert végétal.



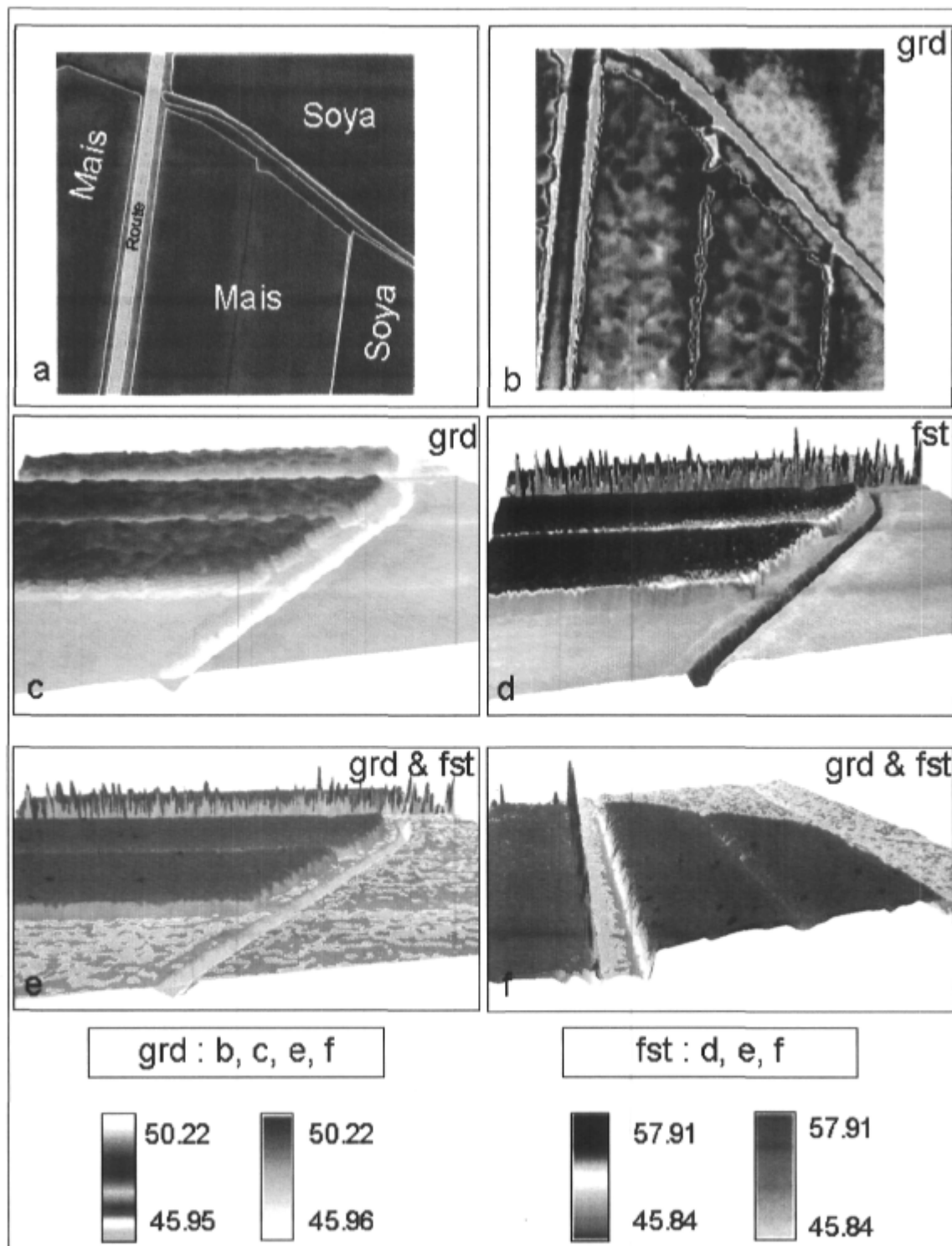


Figure 11 : Résultats de l'interpolation directe des données produites par le fournisseur. a ; image multispectrale, indication des classes. b ; MNT en format raster. c ; MNT 3D. d ; MNS 3D. e ; MNT et MNS. f : MNT & MNS sous un autre angle de vue.

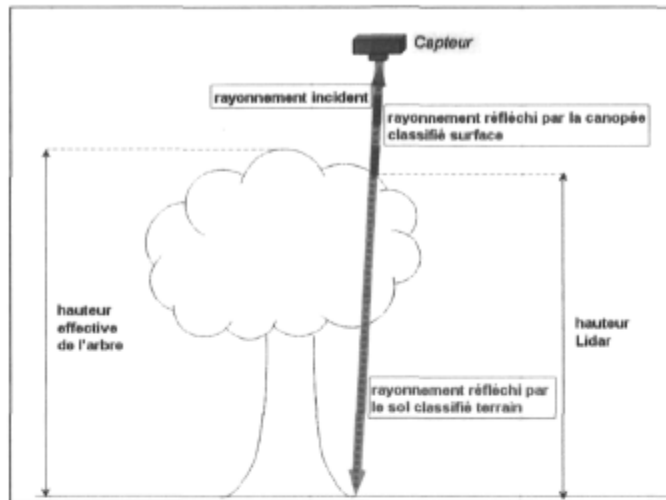


Figure 12: Premier et second signaux retournés aux capteurs

Ainsi le second signal Lidar retourné au capteur, généralement associé au niveau du sol, correspond en fait à un milieu dont la densité est telle que le rayonnement laser ne puisse la pénétrer. Dans un couvert végétal dense, le deuxième signal retourné ne correspond pas obligatoirement au niveau du sol réel, mais à une hauteur du couvert où la végétation a atteint une densité non propice à la propagation du signal électromagnétique.

La Figure 13 illustre ce propos. Une ligne de profilage est tracée dans un milieu mixte (forêt, habitation, piste, herbes et arbustes) (Figure 13-a). Au dessus de l'habitation, les premiers et seconds retours sont confondus. Dans cette partie de l'image, le sol est équivalent au toit de bâtiment, au sens du Lidar. Les figures Figure 13-b et Figure 13-c font ressortir la nécessité de correctement filtrer le second signal Lidar retourné au capteur.

Le risque encouru est d'estimer des fausses hauteurs. Dans l'exemple de la Figure 13, le niveau du sol est, dans les parties végétales, correctement identifier. Il existe visiblement un certain nombre de points Lidar qui ont pénétré la canopée et été interceptés par le sol. La Figure 11-b montre que dans les cultures qui nous intéressent, en particulier dans le maïs, la pénétration du rayonnement est quasi-inexistante. Il nous faut de ce fait trouver un moyen de d'estimer l'altitude du sol à l'intérieur des parcelles.

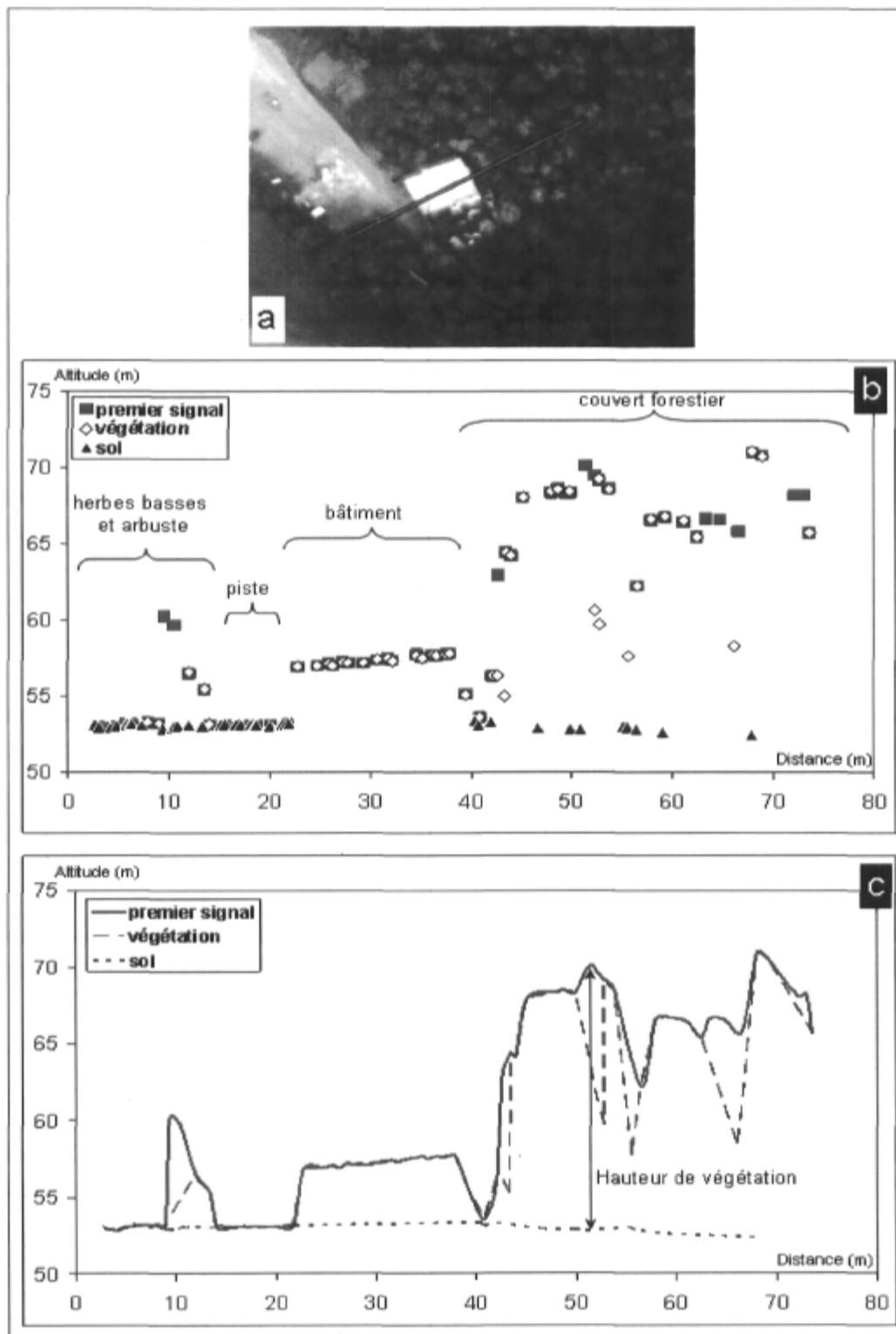


Figure 13: Utilisation des données Lidar pour la génération de la hauteur, a; ligne de profilage, b; altitude suivant les fichiers sol, végétation, et premier signal retourné, c; interpolation et notion de hauteur d'objet.

### **2.4.2.3 Solution au problème de filtrage**

Vu la difficulté de détecter des points Lidar interceptés par le sol au sein de la parcelle, nous proposons d'utiliser les points de sol sur ses contours. Comme indiqué précédemment, la Montérégie est une région en plaine, avec un relief peu accidenté. Les pentes dans les zones cultivées sont douces. Nous allons donc récupérer les points de sol sur les contours des différentes parcelles, préalablement délimitées, et interpoler le modèle numérique de terrain à partir de ces contours. Seuls les contours des parcelles de maïs et de soya seront ainsi délimités.

Le processus de transformation des nuages de points en images matricielles est un processus en différentes étapes que nous nous proposons d'implémenter au sein d'une application qui automatiserait les tâches.

## **2.4.3 Développement d'une application pour la rasterisation des données Lidar**

### **2.4.3.1 Choix de la plate-forme de développement**

L'application à implémenter peut se résumer à effectuer des opérations mathématiques, sur des matrices contenant un nombre très important de données. Deux des langages de programmation les plus répandus pour effectuer ce genre d'opérations sont MATLAB et FORTRAN. Pour des soucis d'efficacité, nous aimerions que le processus soit le plus rapide possible. La vitesse apparaît donc comme un facteur déterminant dans le choix de la plate-forme de développement. Les langages de programmation MATLAB et FORTRAN sont conçus pour les calculs scientifiques, avec des routines prédéfinies pour la manipulation des matrices. Le Tableau 1 fait un résumé de la comparaison entre les deux applications. L'optimisation de code par l'utilisation de ces fonctions prédéfinies en lieu et place des boucles de répétitions permet d'augmenter considérablement la vitesse de traitement des données. Cependant, certaines opérations rendent l'utilisation des boucles de répétition incontournable. De fait, les temps de traitement s'en trouvent augmentés. Il faut également mentionner que les données sont extrêmement volumineuses (jusqu'à 3 067 293 points Lidar sur 1 km<sup>2</sup>). Pour de tels volumes de données, la faible vitesse de MATLAB (Baolai, 2007, Wang, 2006) le rend moins indiqué vu le type de traitement que nous avons à effectuer. FORTRAN apparaît donc comme la plate forme adaptée pour le traitement des données Lidar dans notre contexte. C'est donc celle avec laquelle nous travaillerons.

Tableau 1: Comparaison entre MATLAB et FORTRAN, adapté de (Wang, 2006)

	MATLAB	FORTRAN
Utilisation du code	Interpréteur	Compilateur
Vitesse	« Lent comme une tortue »	« Rapide comme le lièvre »
Saut	Aucun	Goto
Gestions des fonctions secondaires	Chaque fonction est sauvegardée dans un fichier <i>.m</i> indépendant	Plusieurs routines dans un même fichier, ou dans des fichiers séparés
Appel de fonction	Une copie de l'argument est passée à la fonction. c'est un passage par valeur d'argument	L'adresse de l'argument est passée à la fonction. C'est un passage par adresse/pointeur

### 2.4.3.2 Présentation de l'application

#### 2.4.3.2.1 Préparation des données

Le producteur des données nous fournis les nuages de points Lidar en format texte. Ces fichiers ont des extensions *.grd*, *.veg*, *.fst* (décrits en 2.4.2.1). Ils couvrent chacun une zone de 1 km \* 1 km. La liste des zones écrite dans un fichier *filelist.txt*.

La délimitation des contours des parcelles de maïs et de soya se fait grâce au logiciel ArcMap de ESRI® (Environmental Systems Research Institute, Inc.). Ces contours sont délimités à partir des images multispectrales préalablement générées. Cet exercice produit un fichier '*shapefile*' (format propriétaire) qui est ensuite converti en fichier *.dxf*. Ce dernier format de données donne accès, sous forme textuelle, aux coordonnées des points composant les polygones des différentes parcelles.

#### 2.4.3.2.2 Cadre de développement

Le programme a été implémenté sous la version 6.5 de l'environnement de développement Compaq Visual Fortran. L'application est modulaire, chaque étape est codé dans un programme distinct. L'exécution peut ainsi être faite étape après étape ou en entier de manière automatique.

#### 2.4.3.2.3 Étapes

Les étapes de l'application sont présentées dans la Figure 14. Les différentes parties s'articulent comme suit :

*Classification :*

- En entrée : - zonei.grd, zonei.veg  
- filelist.txt  
- secteur.dxf
- En sortie : - zoneigrd.txt, zoneiveg.txt

But : Cette étape consiste à éliminer du fichier zonei.grd, qui contient les points de sols classifiés par le producteur de données, ceux situés à l'intérieur des différentes parcelles. zoneigrd.txt est le fichier filtré. Les points ainsi supprimés sont ajoutés aux points du second signal retournés (zonei.veg), qui avaient été classifiés comme des points de végétation. zoneiveg.txt est le nom du fichier résultant.

*Conversion en fichiers binaires :*

- En entrée : - zonei.fst., zoneigrd.txt  
- filelist.txt
- En sortie : - zoneigrd.bin, zoneifst.bin  
- meta.met

But : Vu que les données Lidar sont volumineuses et nécessitent un espace de stockage important, et que de plus chaque étape du programme produit des fichiers stockés sur le disque, une compression des données devient nécessaire. Cette étape convertit les fichiers des nuages de points Lidar (premier signal retourné, zonei.fst, et second signal retourné, après suppression des points de sol se trouvant à l'intérieur des parcelles zoneigrd.txt), qui sont en format texte, en fichiers binaires, qui nécessitent moins d'espace de stockage. Le fichier meta.met permet de sauvegarder certaines informations sur les fichiers ainsi convertis, telles le nombre de points contenus dans chaque fichier, les coordonnées minimums et maximums, etc.

*Interpolation IDW (Inverse de la Distance Pondérée) :*

- En entrée : - zoneigrd.bin, zoneifst.bin  
- meta.met
- En sortie : - zoneifstZs.bin, zoneifstInt.bin, zoneigrdZs.bin  
- imgmeta.met

But : Il s'agit ici d'interpoler les différents nuages de points en une grille matricielle de 0.25 m de résolution. Les fichiers binaires zoneigrd.bin, zoneifst.bin, contenant toutes les coordonnées

X, Y, Z des points ainsi que l'intensité du signal retourné, sont converties en trois matrices à deux dimensions, soit zoneifstZs.bin, zoneifstInt.bin et zoneigrdZs.bin. Le fichier zoneigrdZs.bin contient les altitudes des points de sol. Le fichier zoneifstZs.bin contient les altitudes des points de premier signal retourné. Et le fichier zoneifstInt.bin contient l'intensité du premier signal retourné. Le fichier imgmeta.met contient les coordonnées des coins des images matricielles générées, les nombres de lignes et de colonnes.

L'interpolation choisie est de type IDW. Cette méthode d'interpolation attribut une importance plus grande aux points les plus proches du point dont on calcule la valeur interpolée. Le degré d'importance attribué aux points pris en compte dans le calcul est exprimé par un facteur de puissance. Ainsi, si  $N$  est le nombre de points, d'altitude  $Z_i$ , à utiliser pour calculer l'altitude  $Z_0$  du point à interpoler, séparé d'eux par une distance  $d_i$ . Et si  $\alpha$  est le facteur de puissance, le calcul de la valeur interpolée par la méthode IDW est donné par l'Équation 1.

Équation 1

$$Z_0 = \frac{\sum_{i=1}^N p_i Z_i}{\sum_{i=1}^N p_i} \text{ avec } p_i = \frac{1}{d_i^\alpha}$$

Le coefficient  $p$  de la méthode de l'inverse de la distance pondérée, influence le résultat de l'interpolation de deux manières. Il détermine l'importance accordée aux points dans le voisinage du pixel dont la valeur est calculée, en fonction de leur distance à ce-dernier, et détermine le lissage de l'image générée. Ainsi, plus le coefficient  $p$  est élevé, plus les points les plus proches se voient accordé un poids plus important, et l'image produite est rugueuse, dans le sens de moins lisse, c'est-à-dire qu'elle présente plus de détails. Plus le coefficient  $p$  sera bas, plus l'influence des points éloignés sera grande, de fait l'image produite sera plus lissée (ESRI, 2007). Le choix de  $p$  est arbitraire. Il demande donc des compromis, dépendamment du résultat escompté. La valeur la plus couramment utilisée de  $p$  est 2, valeur qui réduit les temps de calculs, et permet une mise en œuvre plus rapide de l'algorithme (Isaaks et Srivastava, 1989). Nous retiendrons un coefficient  $p = 3$ , qui affecte un poids plus important aux points les plus proches qu'une valeur de 2. Cette valeur nous apparaît convenable pour l'ensemble de l'image, et en

particulier pour l'intérieur des parcelles dont les points d'altitude au sol ont été supprimés antérieurement.

*Génération de mosaïques :*

En entrée : - zoneifstZs.bin, zoneifstInt.bin, zoneigrdZs.bin  
- imgmeta.met  
En sortie : - Intensite.bin, Surface.bin, Altitude.bin  
- image.met

But : L'étape de la génération de mosaïques est consacrée à la juxtaposition des différents fichiers de zones recouvrant 1 x 1 km en 2 secteurs d'études. Les fichiers ainsi générés sont au nombre de 3. Le fichier Intensite.bin contient la mosaïque de l'intensité du premier signal retourné au capteur. Le fichier Surface.bin contient l'interpolation des élévations des points du premier signal retourné. Le fichier Altitude.bin quant à lui contient les élévations des points de sol. Le fichier image.met contient les coordonnées des coins de chaque mosaïque ainsi que les nombres de lignes et de colonnes.

*Remplissage des espaces :*

En entrée : - Intensite.bin, Surface.bin, Altitude.bin  
- image.met  
En sortie : - IntensiteFilled.bin, SurfaceFilled.bin, AltitudeFilled.bin

But : La distance de recouvrement entre deux lignes de balayage successives du territoire par le capteur, la présence de surfaces absorbantes pour le rayonnement électromagnétique, et les parties vides causées par la suppression des points de sol à l'intérieur des parcelles, entraînent la présence de trous après la première interpolation. Cette étape a pour but, toujours selon la méthode IDW, de remplir les trous non comblés par la première interpolation.

*Génération des hauteurs*

En entrée : - SurfaceFilled.bin, AltitudeFilled.bin  
- image.met  
En sortie : - hauteur.bin



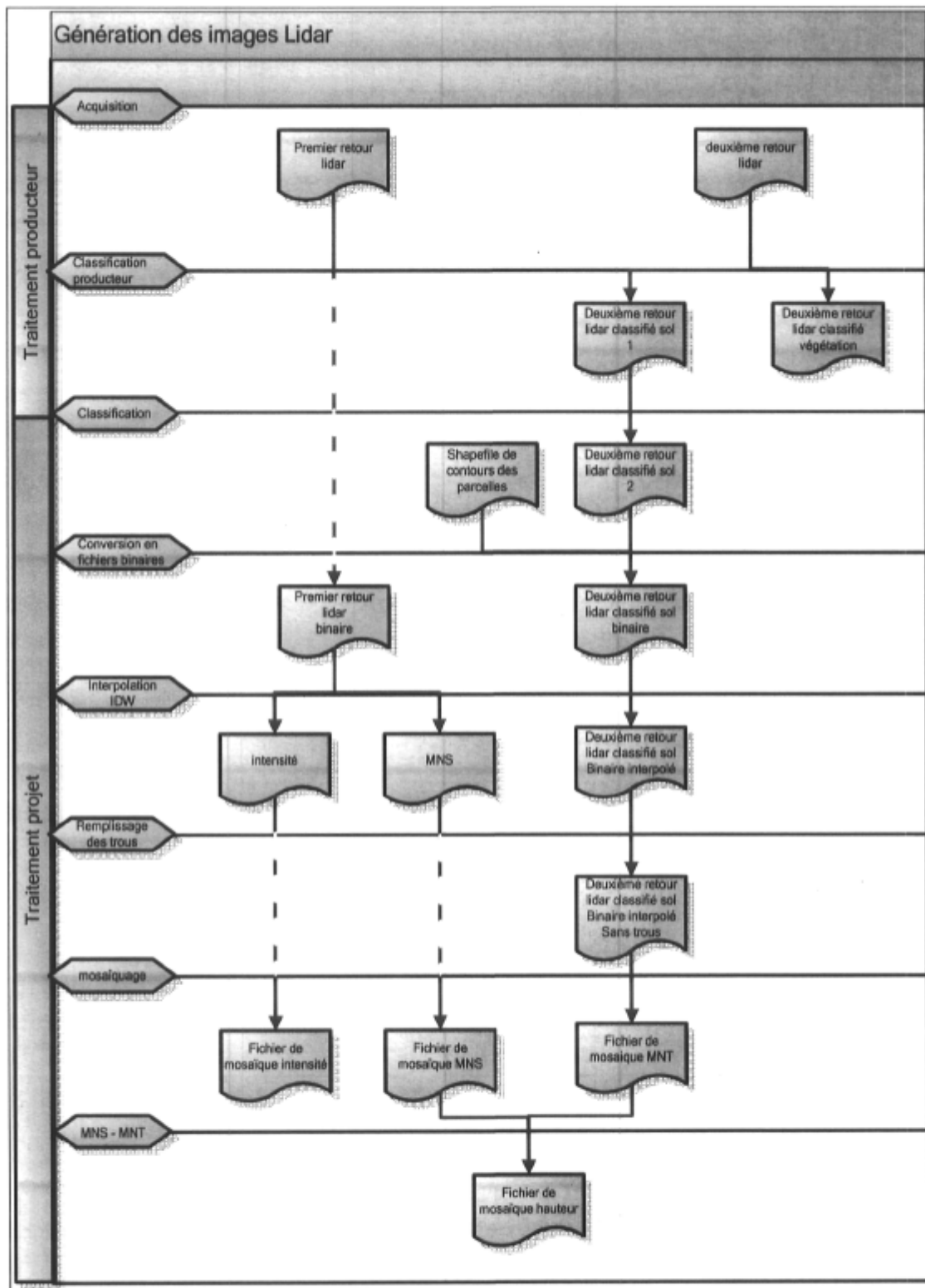


Figure 14: Étapes du programme fortran de génération des images raster lidar

But : La génération des hauteurs consiste à effectuer la différence entre le modèle numérique de surface (SurfaceFilled.bin) et le modèle numérique de terrain (AltitudeFilled.bin) générés par l'application à partir des données Lidar.

Ces différentes étapes nous permettent d'extraire la hauteur de la végétation au sein des parcelles, à partir des nuages de point Lidar. Il nous faut comparer ces hauteurs avec les hauteurs mesurées sur le terrain.

## **2.5 Estimation de la hauteur des plants de maïs et de soya à partir des données Lidar**

Sur le modèle numérique de hauteur généré à l'aide du programme fortran, une fenêtre de 3.25 x 3.25 m pour le maïs et de 1.25\*1.25 m pour le soya, est délimitée autour du pixel correspondant à chaque point mesuré. Ces choix de taille de fenêtres sont faits en fonction de la taille approximative des plants de maïs et de soya, et de la variabilité spatiale observée dans les hauteurs de plantes lors des mesures faites en champs. Avec une résolution de 0.25x0.25 m, ces dimensions correspondent à des fenêtres de 13x13 pixels pour le maïs, et de 5x5 pixels pour le soya. Si un des cotés de la fenêtre chevauche une bordure de la parcelle, alors, la fenêtre est rongée suivant la délimitation de la parcelle, ceci pour éviter que des objets ne faisant pas partie de la parcelle, soient pris en compte dans l'évaluation. Pour chacune des fenêtres ainsi délimitées, la moyenne des hauteurs est calculée.

La possibilité d'établir une relation de dépendance entre les hauteurs de plants mesurées sur le terrain, et les hauteurs obtenues à l'aide des données Lidar est à présent examinée. Pour ce faire, un diagramme de dispersion, représentant les hauteurs Lidar en fonction des hauteurs in situ est tracé. Le nuage de points ainsi obtenu, suggère une corrélation linéaire entre les deux variables.

### **2.5.1 Calcul de régression**

Le diagramme de dispersion des données Lidar par rapport aux données prises sur le terrain, suggère une corrélation linéaire. Un calcul de régression est effectué entre les hauteurs moyennes ainsi obtenues et les hauteurs mesurées sur le terrain.

Désignons ainsi :

n : Le nombre d'observations

$Y$  : La variable dépendante, correspondant aux hauteurs mesurées sur le terrain

$X$  : La variable indépendante, correspondant hauteurs obtenues à partir des données Lidar.

$\bar{y}$  : La moyenne des mesures des hauteurs mesurées sur le terrain

$\bar{x}$  : La moyenne des hauteurs obtenues à partir du Lidar

$y_i$  : Les hauteurs mesurées sur le terrain

$x_i$  : Les hauteurs obtenues à partir des données Lidar

$\hat{y}_i$  : Les hauteurs estimées par la fonction de régression

On a

Équation 2

$$\bar{y} = \frac{\sum y_i}{n}$$

Et

Équation 3

$$\bar{x} = \frac{\sum x_i}{n}$$

La droite unique qui décrit la relation entre les hauteurs Lidar  $X_i$  et les hauteurs prises in situ  $Y_i$ , et qui minimise les écarts entre les hauteurs estimées  $\hat{Y}_i$  et les hauteurs mesurées  $Y_i$  est de la forme de l'Équation 4.

Équation 4

$$\hat{y}_i = a * x_i + b$$

Équation 5

$$b = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2}$$

Équation 6

$$a = \bar{y} - b * \bar{x}$$

L'erreur d'estimation est obtenue par l'expression

Équation 7

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - 2}}$$

Le coefficient de corrélation linéaire, qui mesure l'intensité de la liaison linéaire entre les deux variables est donné par

Équation 8

$$r = \frac{n \sum xy - \sum x \sum y}{\sqrt{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}}$$

Le coefficient de détermination, qui mesure la proportion de la variation totale dans la variable dépendante qui est expliquée par le modèle de régression est donné par

Équation 9

$$R^2 = \frac{\sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}$$

### 2.5.2 Test de significativité de la corrélation

Pour vérifier à quel point les coefficients de régression ainsi obtenus sont significatifs, un test de T est effectué.

Considérons donc les hypothèses suivantes :

H0 :  $r = 0$  : Il n'y a pas de corrélation entre les hauteurs obtenues à partir du Lidar et les hauteurs mesurées sur le terrain.

H1 :  $r \neq 0$  : Il y a une corrélation entre les hauteurs obtenues à partir du Lidar et les hauteurs mesurées sur le terrain.

La valeur à tester est

$$t = \frac{r\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}}$$

Au seuil de significativité  $\alpha$ , on rejette l'hypothèse nulle si  $|t| \geq t_{\alpha/2, n-2}$ ,  $t_{\alpha/2, n-2}$  étant obtenu d'après la table de Student (Voir Annexe 1).

### 2.5.3 Identification des sources d'erreur et quantification

Considérons l'hypothèse suivante : «Les mesures obtenues à l'aide du capteur Lidar sont égales aux mesures effectuées sur le terrain». Avec une telle hypothèse, les coefficients attendus pour l'Équation 4 sont  $a=1$  et  $b=0$ . Du fait de la présence d'erreurs dans l'acquisition et le traitement des données, des écarts peuvent être constatés vis-à-vis de ces valeurs attendues. Les potentiels sources d'erreurs qui ont été identifiées dans notre cas de figures sont au nombre de 3. Ce sont, l'erreur due à la mesure du capteur, celle due à l'estimation de l'altitude du sol, et finalement, l'erreur due à la pénétration du rayonnement Lidar dans le couvert végétal. La participation de ces différentes composantes aux écarts constatés, sera évaluée.

L'erreur due à la mesure du capteur est mentionnée dans les spécifications techniques de celui-ci. La participation de l'erreur due à l'estimation de l'altitude du sol sera déduite des deux autres types d'erreurs, et elle ne sera pas calculée, vu que nous ne disposons pas de mesure de précision, de l'altitude du sol en dessous du couvert végétal.

L'erreur due à la pénétration du signal à travers le couvert végétal sera caractérisée en utilisant des statistiques descriptives. La méthode utilisée consiste à déterminer l'écart entre le point le plus haut et la moyenne des points enregistrés par le capteur dans une zone donnée. Pour le maïs et le soya, les altitudes des premiers signaux Lidar mesurés, (ceux qui sont considérés comme ayant été interceptés par le sommet de la végétation) d'une trentaine de zones ayant une aire déterminée ( $100 \text{ m}^2$ ) seront considérées. Pour chacune de ses zones, la moyenne des altitudes sera calculée et soustraite de la valeur maximale. La valeur ainsi obtenue est une indication de la profondeur de la canopée, à partir de laquelle se produit le maximum d'interception du rayonnement Lidar. La moyenne des différences sur l'ensemble des échantillons nous permettra de déterminer l'erreur de l'estimation des hauteurs due à la perméabilité du couvert végétal vis-à-

vis du rayonnement Lidar. Une validation sur des zones d'aires différentes sera également effectuée.

## **2.6 Classification des images**

La classification d'images est un processus par lequel on évalue le potentiel des différentes bandes de l'imagerie, à discriminer les catégories d'objets présents sur le territoire d'étude. La catégorisation suppose que des entités présentes au sol, et appartenant à une même classe (sol, eau, culture, bâtiment) ont, dans chacune des bandes d'imagerie, des réflectances similaires. Il s'agit d'attribuer aux pixels correspondants à une même catégorie d'objets, une même valeur. Le produit d'une classification est une image thématique qui représente les différents groupes d'objets qui ont pu être identifiés lors du processus de classification. À cette étape du projet, nous disposons de 6 bandes d'images. Les bandes bleu, vert, rouge, et proche infrarouge du capteur multispectral, le modèle numérique de hauteur déduit des modèles numériques de surface et d'altitude, de même que l'intensité du signal retourné, provenant eux du capteur Lidar.

Le fichier de hauteur lidar dont nous disposons a été créé dans l'objectif d'obtenir en particulier les hauteurs pour le maïs et le soya. Il ne représente pas les hauteurs de tous les objets présents sur le territoire de notre zone d'étude. Il ne peut donc être utilisé dans les différentes classifications que nous effectuerons, afin d'éviter d'en biaiser les analyses. Dans le processus de classification, l'intensité Lidar sera assimilée à une bande spectrale.

Sur les deux images dont nous disposons, nous effectuerons trois types de classification (Figure 15). Une première classification faite uniquement avec l'intensité Lidar. Le but de cet exercice est de faire ressortir un potentiel de discrimination de l'intensité lidar. Il s'agit de voir dans quelle mesure cette bande d'intensité permet de distinguer une classe spectrale d'une autre. C'est la raison pour laquelle nous nous limiterons à une analyse visuelle des images classifiées avec cette bande uniquement. Nous effectuerons ensuite deux autres classifications, l'une avec l'ensemble des bandes multispectrales à savoir le bleu, le vert, le rouge et le proche infrarouge, et l'autre, avec ces bandes multispectrales auxquelles sera ajoutée l'intensité du Lidar. Pour ces deux dernières classifications, les analyses concerneront toutes les étapes, soit de la séparabilité des classes à la mesure de l'exactitude des classifications.

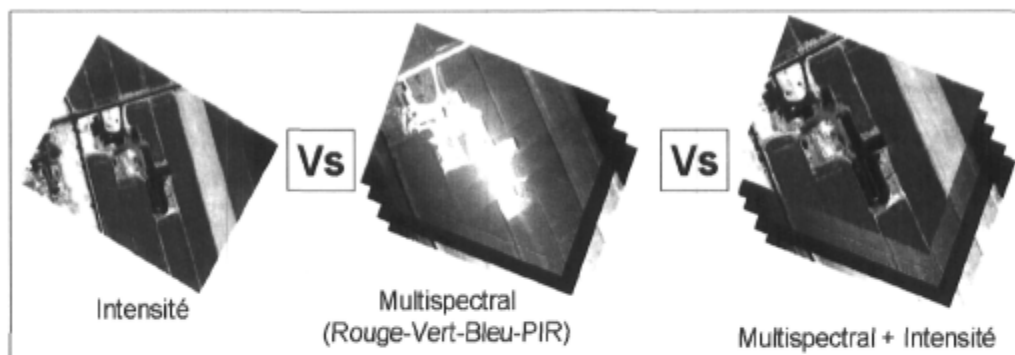


Figure 15: Les différentes classifications à effectuer

### 2.6.1 Définition de l'espace multispectral

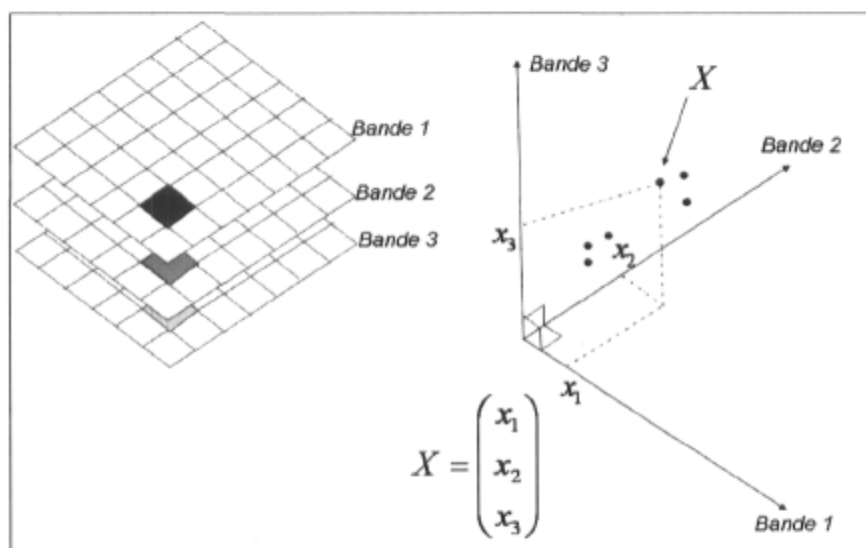


Figure 16: Espace multispectral à trois dimensions

Un pixel dans une image a un niveau de gris dans chacune des bandes ou couche qui constitue cette image. On peut définir un espace multispectral, dont la dimension est égale au nombre de bande dans l'image. À chaque pixel, on associe dans une dimension donnée un niveau de gris dans chacune des bandes (Figure 16). Pour une image à  $N$  bandes, codée sur 8 bits d'entiers, l'espace multispectral est défini sur l'ensemble des entiers de 0 à 255, dans  $N$  dimensions  $\mathcal{S}_{[0,255]}^N$ . Dans cet espace orthonormé, un pixel est représenté par un vecteur de dimension  $N$ .

Dépendamment de la nature, de la structure et de la coloration, des objets semblables ont (dans des conditions d'acquisition similaires) une réflectivité au rayonnement électromagnétique qui

est similaire, et de fait des valeurs de niveaux de gris rapprochées (suivant des distances comme expliqué en 2.6.3.1.1.a). Dans un espace multispectral, une classe spectrale est « un groupe de pixels qui ont les mêmes caractéristiques (ou presque) relativement à leur valeur d'intensité dans les différentes bandes spectrales des données » (CCT, 2006). Les classes spectrales correspondent sur le territoire d'étude, à des classes d'information, encore appelées thèmes, qui sont « des catégories d'intérêt que l'analyste tente d'identifier dans les images, comme différents types de cultures, de forêts ou d'espèce d'arbres, différents types de caractéristiques géologiques ou de roches, etc. » (CCT, 2006). Tous les pixels correspondant à un thème donné devraient se retrouver groupés dans l'espace multispectral. On peut considérer la classification comme étant un processus statistique et ainsi, assigner à chaque classe spectrale une fonction de densité de probabilité de dimension N (nombre de bandes) (Bernd, 1993). Lorsqu'on travaille avec des images de télédétection appliquée à l'utilisation du sol, on considère en général que les classes spectrales suivent des distributions normales.

Dépendamment de la méthode utilisée pour définir les limites des classes spectrales, on distingue deux principales sortes de classifications. Celles qui demandent une intervention de l'opérateur pour guider le processus de segmentation, dites supervisées, et celles qui se font sans intervention d'opérateur, appelées classifications non supervisées.

### **2.6.2 Le recensement des thèmes sur les zones d'étude.**

La première étape du processus de classification consiste à identifier les différents thèmes présents sur la zone d'étude. L'identification des classes au sol utilise comme références l'analyse visuelle des objets naturellement identifiables et les *shapefiles* de la financière agricole pour l'identification des cultures. Cette sélection des classes correspond, pour les parties agricoles, au niveau IV du canevas défini par Anderson et al.(1972).

### **2.6.3 La classification supervisée**

Lorsque l'on dispose d'informations sur les classes d'occupation du sol du territoire d'étude, soit par interprétation de l'image, soit par identification sur le terrain, il est possible de guider le processus de la classification qui est alors dite supervisée. Après avoir préalablement déterminé l'ensemble des classes d'occupation du sol contenues dans l'image, un opérateur identifie sur l'image, un nombre suffisant de pixels sensés appartenir aux différentes classes. Ces pixels



constituent des sites d'entraînement. Le nombre minimal de pixels de chaque site d'entraînement est d'autant plus grand que la dimension (le nombre de bandes de l'imagerie) de l'espace multispectral est élevée (Richards, 1993). Ce type de classification sera mis à profit pour évaluer l'impact de l'ajout de la bande d'intensité provenant du Lidar, aux bandes multispectrales dans le cadre de la discrimination des objets présents au sol. Il s'agira donc de comparer une classification faite avec les bandes multispectrales que sont le bleu, le vert, le rouge, le proche infrarouge, (classification BVRPIR), à une classification faite sur les bandes multispectrales auxquelles on aura ajouté la bande d'intensité Lidar, (classification BVRPIRInt).

#### 2.6.3.1.1 Les types de classifications supervisées

Une classe peut être caractérisée par ses caractéristiques de tendance centrale (moyenne et écart-type des niveaux de gris des objets lui appartenant), comme dans le cas de classification par distance minimum ou maximum de vraisemblance, ou par les limites supérieures et inférieures définies par l'ensemble des pixels lui appartenant. Ces limites définissent alors des hypercubes ou des hyperellipses dépendamment de la méthode.

##### 2.6.3.1.1.a La méthode de la distance minimum

La méthode de classification supervisée par distance minimum attribue un pixel à la classe dont il est le plus proche suivant la distance Euclidienne.

Équation 11

$$d_i = \left( \sum_{j=1}^N (m_{i,j} - x_j)^2 \right)^{1/2}$$

$d_i$  : Distance euclidienne du pixel  $x$  à la moyenne de la classe  $i$ .

$m_{i,j}$  : Niveau de gris de la moyenne de la classe  $i$  dans la bande  $j$ .

$x_j$  : Coordonnées du point dans la bande  $j$ .

##### 2.6.3.1.1.b La méthode parallélépipédique.

La méthode parallélépipédique définit autour de chaque moyenne de classe, un parallélépipède au lieu d'une hyperellipse comme dans le cas du maximum de vraisemblance. Cette méthode est rapide car plus simple à mettre en œuvre. Cependant, elle s'avère être moins efficace.

##### 2.6.3.1.1.c La méthode du maximum de vraisemblance

La méthode du maximum de vraisemblance suppose que les classes identifiées sur la zone d'étude suivent une distribution gaussienne. Elle attribue un pixel à une classe si la distance du point à la moyenne de la classe est inférieure à un certain seuil gaussien. Le vecteur défini par le seuil décrit une hyperellipse autour de la moyenne de la classe. Les pixels qui n'appartiennent à aucune hyperellipse sont attribués à une classe nulle. De plus, il est possible de définir un biais, qui permet d'affecter une priorité à une classe dans le cas où un pixel appartiendrait à deux hyperellipses (PCI, 1999b).

La méthode du maximum de vraisemblance utilise la distance de Mahalanobis. Celle-ci est donnée par l'Équation 12.

Équation 12

$$G_i(X) = -\frac{1}{2}(X - m_i)' \Sigma_i^{-1}(X - m_i) - (d/2)\log(2\pi) - \frac{1}{2}\log(|\Sigma_i|) + \log(P_i)$$

Où :

*i* : Classe par rapport à laquelle la distance au pixel *X* est calculée.

*d* : Nombre de canaux dans la classification

$X = (x_1, \dots, x_N)$  : Vecteur contenant les niveaux de gris du pixel dans les différentes bandes.

$m_i = (m_{i,1}, \dots, m_{i,N})$  : Vecteur moyen des éléments de la classe *i*, où  $m_i$  est la moyenne des réflectances dans la bande *j* pour l'ensemble des pixels de la classe *i*.  $m_i$  est la position attendue, dans l'espace multispectral, d'une appartenant à la classe *i*. La valeur de  $m_i$  est la moyenne de la fonction distribution de probabilité, estimée par la moyenne sur les pixels du site d'entraînement.

$\Sigma_i = \frac{1}{n_i - 1} \sum_{j=1}^n (X_j - m_i)(X_j - m_i)'$  : Matrice de covariance de la classe *i*, elle exprime la dispersion des valeurs de réflectances autour de la moyenne.

$P_i = \frac{B_i}{\sum B_i}$  : La probabilité à priori pour la classe *i*.

$B_i$  : Le biais pour la classe *i*.

$\sum B_i$  : Somme des biais attribués à toutes les classes.

$T_i$  : Le seuil pour la classe *i*.

( $\prime$ ) : Transposée de matrice.

$| |$  : Déterminant de matrice.

Nous retenons la méthode du maximum de vraisemblance, qui nécessite une vitesse de traitement plus importante que la méthode parallélépipédique, mais qui se trouve être plus efficace que cette dernière.

#### 2.6.3.1.2 Sélection des sites d'entraînement.

Nous sélectionnons pour chacune des classes spectrales identifiées dans l'image, un nombre suffisant de pixels qui serviront à définir les limites de chacune d'elles. Swain et Davids (1978) préconisent un nombre minimum de pixels par classe spectrale de 10 fois le nombre de bandes spectrales, 100 fois étant un nombre plus recommandé. Ceci correspond à un minimum de 400 pixels pour 4 bandes. Afin de s'assurer que la sélection des sites d'entraînement permettra de définir correctement chacune des classes, il faut vérifier que celles-ci ne se chevauchent pas. Cette vérification se fait par la mesure de la séparabilité des classes.

#### 2.6.3.1.3 Séparabilité des classes

Deux mesures sont le plus communément utilisées pour vérifier que les sites d'entraînements sont correctement sélectionnés et qu'ils assurent une bonne séparabilité des classes identifiées : la distance de Jeffries-Matusita et la divergence transformée. Les distances entre les classes sont reportées dans des matrices de séparabilité. Les formulations de la distance de Jeffries-Matusita et de la divergence transformée, pour des classes spectrales suivant des distributions normales, sont exprimées en Équation 3 et Équation 5.

La distance de Jeffries-Matusita  $J_{i,j}$ , exprime la mesure de la distance moyenne entre les fonctions de densités de deux classes  $i$  et  $j$  (Wacker, 1971).

Équation 13

$$J_{i,j} = 2(1 - e^{-B_{i,j}})$$

Équation 14

$$B_{i,j} = 1/8(m_i - m_j)' \left\{ \frac{\Sigma_i + \Sigma_j}{2} \right\}^{-1} (m_i - m_j) + 1/2 \ln \left\{ \frac{|\Sigma_i + \Sigma_j|}{|\Sigma_i|^{1/2} |\Sigma_j|^{1/2}} \right\}$$

Pour l'ensemble des classes spectrales

Équation 15

$$J_{ave} = \frac{1}{l(l-1)} \sum_{i=1}^{l-1} \sum_{j=i+1}^l J_{i,j}$$

$B_{i,j}$  est appelé distance de Bhattacharyya. Dans le logiciel PCI Geomatica (PCI, 2003), le terme Bhattacharyya est invariablement utilisé pour désigner la distance Jeffries-Matusita.

La divergence transformée  $D_{i,j}^T$  est une amélioration de l'expression de la divergence  $D_{i,j}$  inspirée de la forme de l'expression de la distance de Jeffries-Matusita (Swain et Davids, 1978). La divergence est une mesure de la séparabilité d'une paire de distributions de probabilités, qui se base sur leur degré de recouvrement.

Équation 16

$$D_{i,j}^T = 2(1 - e^{-D_{i,j}/8})$$

Dans laquelle :

Équation 17

$$D_{i,j} = \frac{1}{2} T_r \{ (\Sigma_i - \Sigma_j)(\Sigma_i^{-1} - \Sigma_j^{-1}) \} + \frac{1}{2} T_r \{ (\Sigma_i^{-1} + \Sigma_j^{-1})(m_i - m_j)(m_i - m_j)' \}$$

Où :

$T_r(\ )$ : Trace de matrice

Pour l'ensemble des classes

Équation 18

$$D_{ave}^T = \frac{1}{l(l-1)} \sum_{i=1}^{l-1} \sum_{j=i+1}^l D_{i,j}^T$$

Les valeurs de la distance de Bhattacharyya et de la divergence transformée, sont comprises entre 0 et 2, les valeurs les plus élevées indiquant une meilleure séparabilité entre deux classes. Le logiciel de traitements d'images PCI Geomatica, propose les règles de décisions suivantes pour analyser les matrices de séparabilité.

Une valeur comprise entre 0.0 et 1.0 indique une très faible séparabilité. Les statistiques des classes (moyenne et variance) sont trop proches l'une de l'autre. Si la valeur est trop proche de 0 alors une des classes peut être ignorée, sinon les deux classes peuvent être fusionnées.

Une valeur entre 1.0 et 1.9 indique une faible séparabilité. Ceci indique qu'il existe en effet deux classes, mais qu'une mauvaise combinaison de bandes, ou une mauvaise sélection des sites d'entraînements est en cause. Dans ce cas là, il importe soit de revoir la combinaison choisie des bandes, soit de faire une meilleure sélection des sites d'entraînements des deux classes, en sélectionnant les parties les plus représentatives de la classe, et en évitant les zones de l'image qui contiendraient des pixels mixtes entre plusieurs classes.

Les valeurs supérieures à 1.9 indiquent une très bonne séparabilité entre les deux classes. Les moyennes des classes sont assez distantes l'une de l'autre, et les variances sont assez réduites pour que le risque de confusion de la classe à laquelle appartiendrait un pixel soit moindre.

En comparant la divergence transformée à la distance de Jeffries-Mastusita, Swain et King (1973), de même que Mausel et al. (1990) concluent que la distance de Jeffries-Mastusita est la plus efficace. C'est donc celle qui sera retenue pour évaluer la séparabilité des différentes classes.

#### *2.6.3.1.4 Classification des images*

La classification des images effectuée avec par le logiciel PCI Géomatica, suivant la méthode du maximum de vraisemblance décrite en (2.6.3.1.1.c).

#### *2.6.3.1.5 Évaluation de la qualité des classifications*

« La décision de classifier un pixel dans une certaine classe spectrale est une supposition statistique intelligente, à laquelle est associée une certaine probabilité d'erreur » (Schowengerdt, 1983).

« Les thèmes associés aux pixels représentent la classe spectrale qui lui correspond et peuvent être ou non ceux des objets au sol auxquels nous aurions voulu les faire correspondre » (Schowengerdt, 1983).

Pour évaluer la qualité d'une classification, ou son exactitude, un ensemble de points est positionné sur l'image. Les positions de ces points peuvent avoir été générées aléatoirement ou de manière guidée. L'opérateur indique pour chaque point généré, dépendamment de son emplacement, la classe à laquelle le pixel est sensé appartenir. Les classes attribuées aux pixels par l'opérateur sont ensuite comparées aux classes attribuées par la classification supervisée.

Pour chacune des classes d'intérêt, deux types d'erreurs peuvent alors être décelées. Les erreurs de commission, pour une classe donnée, concernent les pixels lui ayant été attribués de manière erronée vu qu'ils auraient dû appartenir à une autre classe. Les erreurs d'omission quant à elles, concernent les pixels appartenant à une classe donnée, et qui ont été attribués à une ou d'autres classes. Les résultats de l'attribution des pixels aux différentes classes sont inscrits dans une matrice dite de confusion.

Cette matrice, comme son nom l'indique, est un tableau qui est organisé de sorte que le contenu d'une cellule indique le nombre de pixels d'une classe thématique donnée (généralement placée horizontalement), que le processus de classification a attribué à chacune des classes identifiées (placées verticalement). Les classes thématiques étant inscrites suivant le même ordre horizontalement et verticalement, les cellules de la diagonale contiennent donc le nombre de pixels correctement attribués aux différentes classes thématiques.

Congalton (1991) définit ainsi la performance du producteur comme la probabilité qu'un pixel appartenant à une certaine classe soit classifié comme faisant partie de cette classe. Il définit également la performance de l'utilisateur comme la probabilité pour que la classe attribuée à un certain pixel soit la bonne. Les valeurs de ces deux indicateurs sont exprimées en pourcentage.

On appelle coefficient Kappa (Cohen, 1960), la valeur comprise entre 0 et 1, qui exprime la réduction proportionnelle d'erreurs accomplie par une certaine classification en comparaison avec l'erreur qu'on obtiendrait avec une classification aléatoire (PCI, 1999a). Une valeur de 0.75 indique que la classification qu'on effectue évite 75% des erreurs que produirait une classification aléatoire. Ainsi, si

$$x_{i+} = \sum_j x_{ij} \text{ (soit la somme sur toutes les colonnes pour la ligne } i \text{ de la matrice de confusion)}$$

$$x_{+j} = \sum_i x_{ij} \text{ (soit la somme sur toutes les lignes pour la colonne } j \text{ de la matrice de confusion)}$$

Alors

$$\kappa = \frac{N \sum_k x_{kk} - \sum_k x_{k+} x_{+k}}{N^2 - \sum_k x_{k+} x_{+k}}$$

Selon Fleiss (1981), une valeur de Kappa inférieure à 0.4 indique une faible fiabilité de la classification, une valeur de 0.4 à 0.75 indique une bonne fiabilité, et une valeur supérieure à 0.75 indique une excellente fiabilité de la classification.

#### 2.6.3.1.6 Test de significativité de la différence.

Nous disposons donc à présent de trois mesures pour attester de la qualité des classifications que nous avons effectuées. Ces trois mesures seront donc calculées, puis un test de Wilcoxon sera appliqué pour déterminer si l'amélioration apportée par l'intensité du Lidar à la classification multispectrale est statistiquement significative.

Le test de Wilcoxon pour variables appariées permet de comparer deux traitements appliqués à un même échantillon, afin de déterminer si l'un d'eux est meilleur à l'autre. Il est appliqué à des valeurs nominales ou d'intervalle. Ce test donne un poids plus important à une paire de valeur dont la différence est plus élevée qu'à une paire dont la différence est plus faible (Ramousse et al., 1996).

Le test de Wilcoxon pour variables appariées sera utilisé pour déterminer si l'ajout de l'intensité Lidar aux bandes multispectrales pour la classification des cultures apporte une amélioration significative.

On considère donc que les méthodes d'évaluation de la qualité d'une classification sont l'exactitude du producteur, l'exactitude de l'utilisateur, et le coefficient Kappa.

Soit  $d_i$ , la différence entre chaque paire. Pour chaque classe spectrale  $i$  identifiée,  $d_i$  est la différence entre les résultats obtenues suivant une classification BVRPIRInt et une classification BVRPIR. Les  $d_i$  sont des valeurs signées.

Les  $d_i$  sont rangés par ordre croissant, sans tenir compte de leur signe, puis leur signe leur est réaffecté. On désigne par  $N$ , le nombre de paires dont la différence est non nulle. Le rang

affecté à des paires ayant la même différence est la moyenne des rangs qu'auraient eu les diverses valeurs si elles avaient été différencées. Autrement dit, si  $m$  paires ont des différences égales, si  $p$  est le rang de la paire dont la différence précède ces trois valeurs, le rang  $R_k$  de ces  $m$  paires est donné par l'Équation 20. Le rang  $R_{k+1}$  de la paire dont la valeur de différence suit celle de ces  $m$  paires est donné par l'Équation 21. On désigne par  $T$ , la somme des rangs du signe observé le moins fréquemment.

Équation 20

$$R_k = \frac{1}{m} \sum_{j=p+1, p+m} j$$

Équation 21

$$R_{k+1} = p + m + 1$$

On pose l'hypothèse nulle : la classification BVRPIRInt est équivalente ou de moins bonne qualité que la classification BVRPIR. L'hypothèse alternative  $H_1$  devient : la classification BVRPIRInt est de meilleure qualité que la classification BVRPIR

$H_0$  est rejetée si la somme des rangs ayant un signe négatif est faible.

La table de Wilcoxon pour variables appariées (Annexe 1) donne les valeurs critiques de  $T$  et leurs niveaux de confiance associés. Si le  $T$  observé est négatif, et si sa valeur absolue est égale ou inférieure à la valeur donnée dans la table pour un niveau de confiance et pour le nombre de différences non nulles, l'hypothèse nulle peut être rejetée.

## 2.7 Estimation des volumes de rendement de maïs d'ensilage

L'estimation des volumes de rendements constitue un des axes majeurs de l'agriculture de précision. Elle permet au producteur de faire des prévisions sur la production de ses cultures, et ainsi d'avoir un meilleur contrôle sur ses cultures.

Le maïs d'ensilage est une culture dans laquelle la relation entre la hauteur et les rendements, est facile à exprimer. Lauer (2003), établit une corrélation significative entre la hauteur des plants de maïs, et les rendements, pour une année faiblement pluvieuse, durant laquelle les plantes sont



victimes de sécheresse. Le manque de pluviométrie réduit ou empêche la croissance des épis sur la plante. C'est-à-dire que lors d'une année sèche, les rendements sur une parcelle de maïs d'ensilage sont fonction de la quantité de biomasse de la plante sans épis, et donc de sa hauteur. Ainsi, durant une année à faible pluviométrie, pour déterminer la production de maïs d'ensilage associée à la plante sans épis, on considère une production de 1 tonne de maïs d'ensilage (à 30% de matière sèche) pour un pied de hauteur par acre.

D'autre part, selon UIE (2005) la perte en biomasse sèche provenant des épis, attribuable à une faible pluviométrie est estimée à 20% de la biomasse totale de la plante. Il est donc possible à l'aide de la hauteur provenant des données Lidar, de faire une première estimation des rendements (biomasse de la plante sans ses épis) d'après la relation de Lauer (2003), qu'on complète par l'estimation de la quantité de biomasse attribuable aux épis suivant UIE (2005) pour obtenir le rendement total sur la parcelle (Figure 17).

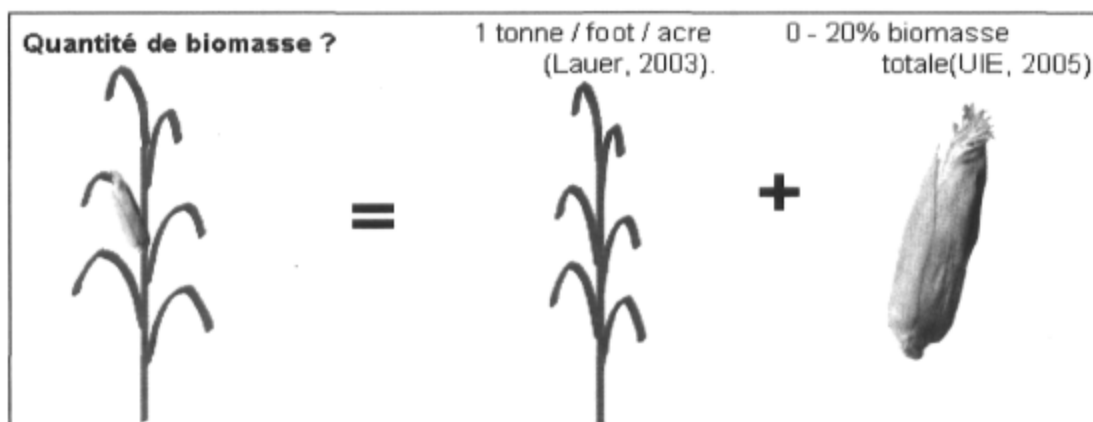


Figure 17: Méthode d'estimation des rendements de maïs d'ensilage à partir de la hauteur de la plante.

### 2.7.1 Mise à l'échelle de l'estimation de Lauer

Les images dont nous disposons ont une résolution de 25 cm. C'est la quantité unitaire sur laquelle nous pouvons effectuer des calculs. Nous devons ramener l'estimation de Lauer, exprimée en tonne/pied/acre, à une unité réduite à l'échelle du pixel et de la plante, autrement dit une taille unitaire. Les mesures effectuées sur le terrain indiquent que la distance moyenne qui sépare deux rangées consécutives dans une parcelle est de 80 cm. La distance entre deux plantes consécutives à l'intérieure d'une même rangée est de 20 cm. On peut donc associer à une fenêtre de 80 x 80 cm (pour l'obtention d'un pixel ayant les mêmes dimensions en longueur et en

largeur), 4 plants de maïs. Les pixels des images Lidar et multispectrales sont donc ré-échantillonnées à des tailles de 80 \* 80 cm. L'estimation de Lauer s'exprime à présent de la manière suivante : 16 g de biomasse sèche pour 0.3 m de hauteur par pixel. Cette estimation est majorée de 20% pour combler le poids des épis comme indiqué dans UIE (2005).

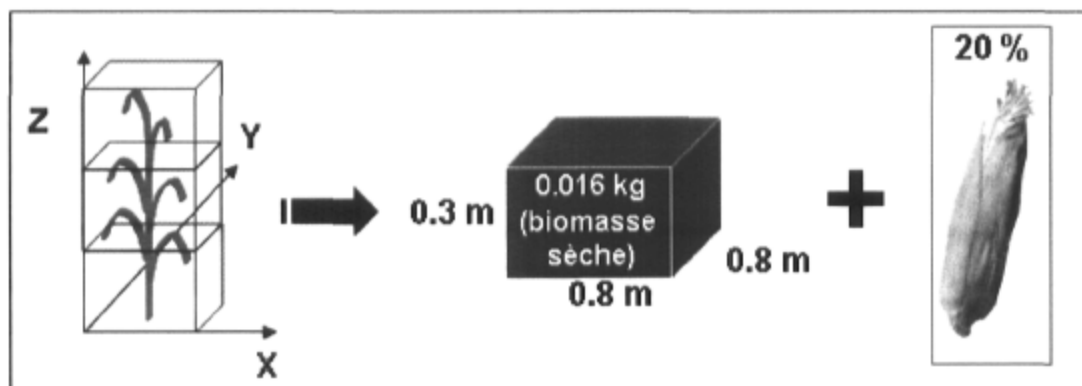


Figure 18: Estimation des rendements pas unité de volume.

### 2.7.2 Comparaison et validation

Pour valider l'estimation des rendements que nous obtenons, pour une des parcelles de maïs d'ensilage sélectionnée, nous nous proposons de comparer le rendement obtenu par le producteur avec une estimation de rendement obtenue à partir de la hauteur des plantes estimée à l'aide des données Lidar.

## Chapitre 3 - RESULTATS

*"La science, dans ses résultats, est plus magique que la magie : c'est une magie à preuves"*

*Jean-Marie Adiaffi  
Extrait de La carte d'identité*

## 3.1 Présentation des images

### 3.1.1 Images multispectrales

Les données multispectrales que nous obtenons à la suite des prétraitements sont deux images recouvrant chacune 8 km<sup>2</sup>.

Deux problèmes majeurs sont cependant relevés sur les images. Le premier concerne la présence de parties considérablement ombrées par de nombreux nuages sur les images. Les images multispectrales présentent une grande partie obscurcie par des nuages, qui réduisent la superficie utile de l'espace agricole perçu. Ces obstacles rendent de larges parties des images inutilisables (Figure 19, Figure 20). Cette présence de nuages fait ressortir un des principaux avantages des capteurs actifs, à savoir produire un signal peu ou pas affecté par les conditions nuageuses.

Le deuxième problème relevé concerne une saturation des valeurs de réflectance dans le proche infrarouge. Un profil sur des parcelles de maïs permet de mettre en évidence la saturation du proche infrarouge (Figure 21). Cette saturation fait en sorte qu'il est impossible d'utiliser les indices de végétation conventionnels pour caractériser les quantités de biomasse. Les indices de biomasses les plus utilisés (NDVI, LAI, GNDVI) utilisent tous la bande proche infrarouge et ne peuvent, de fait, être calculées à partir du jeu de données dont nous disposons.

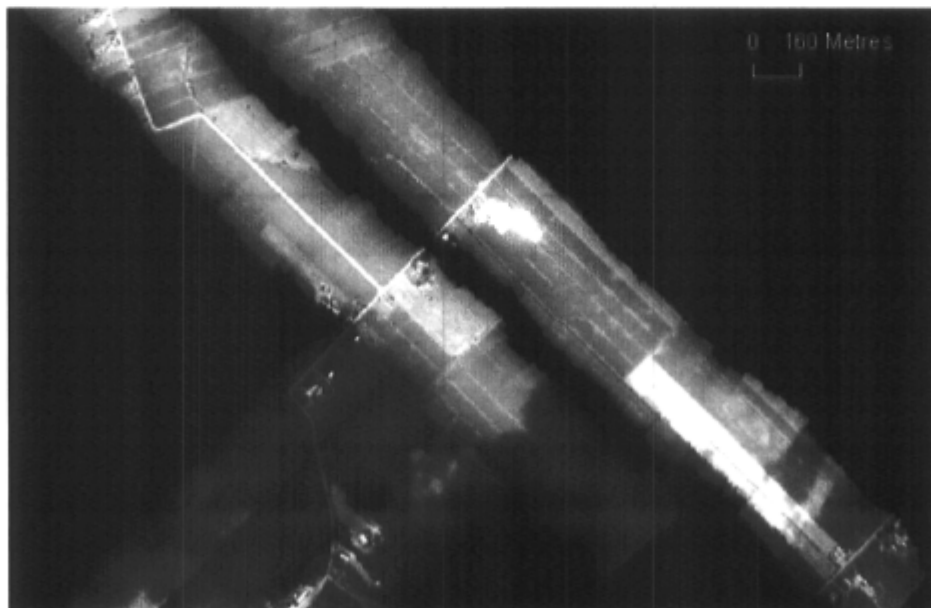


Figure 19: Image 1, Mont-Saint-Grégoire, composition RBG en vraies couleurs

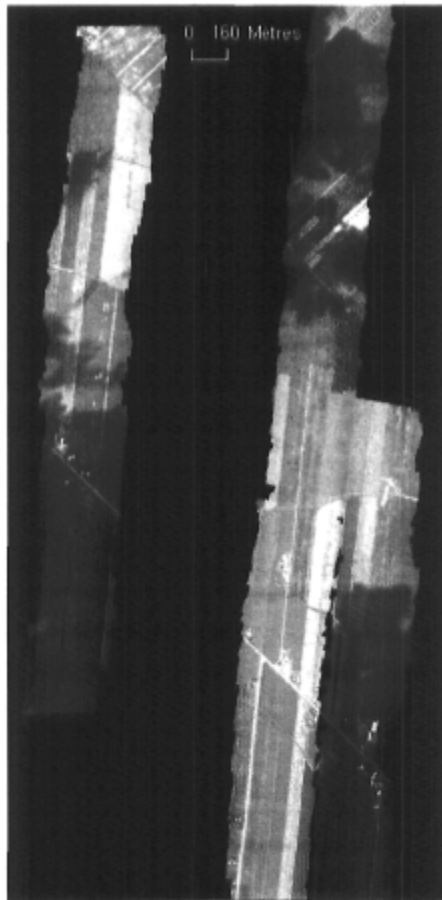


Figure 20: Image 2, Sainte-Angèle-de-Monnoir, composition RBG en vraies couleurs

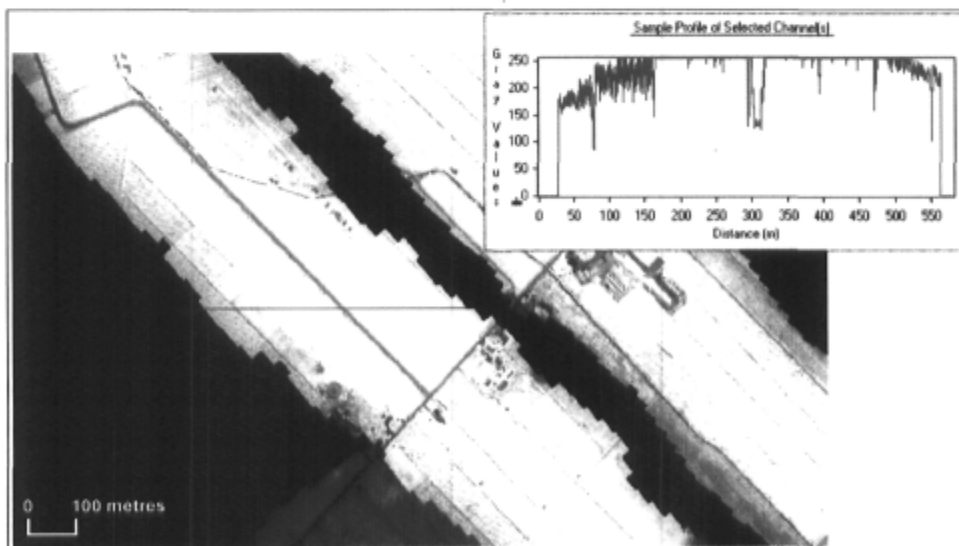


Figure 21: Saturation du proche infrarouge. Le graphe représente les comptes numériques du proche infrarouge suivant la ligne en rouge sur l'image.

### 3.1.2 Données Lidar

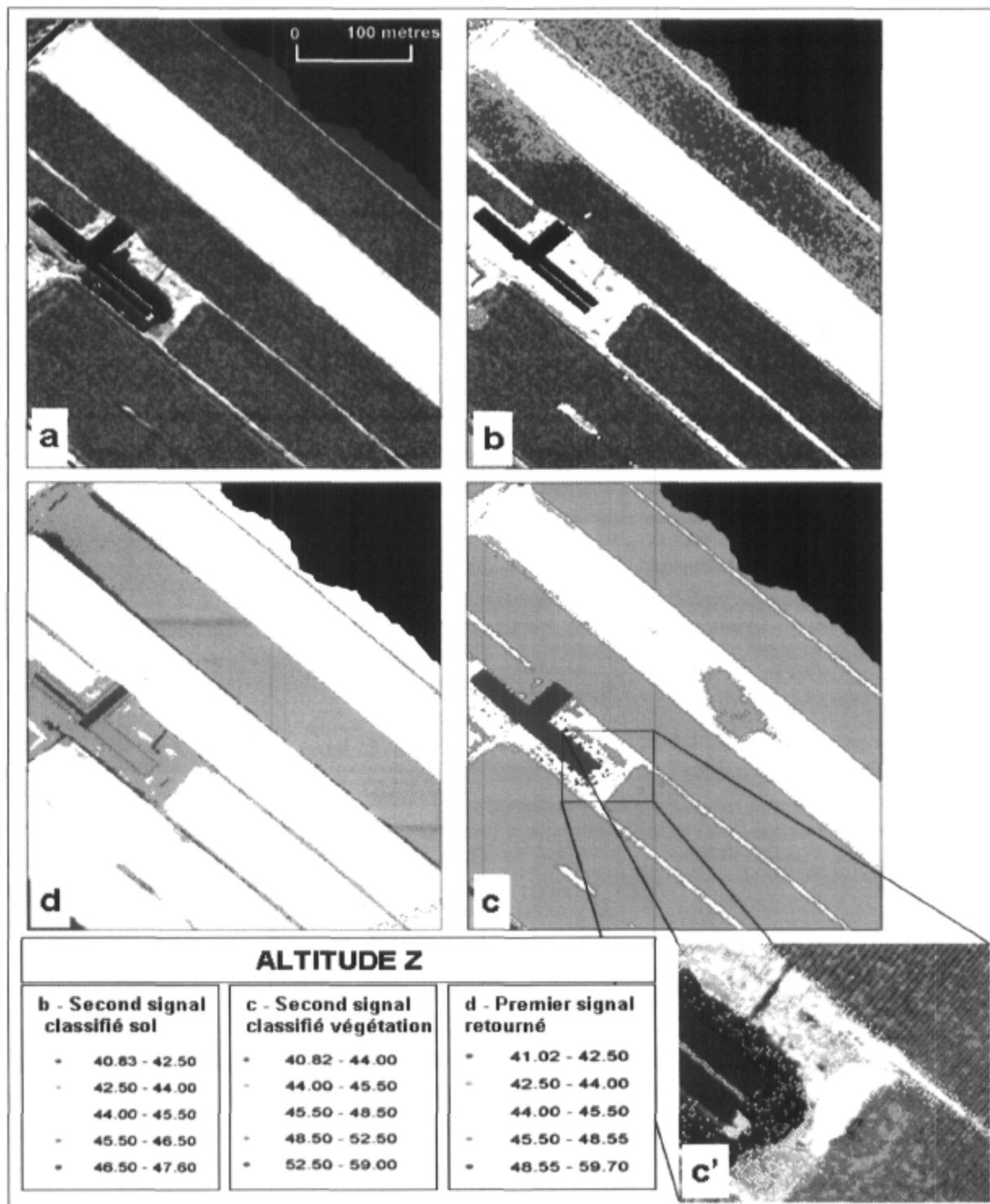


Figure 22: Les données lidar : a; intensité, b; second signal retourné classifié sol, c: second signal retourné classifié végétation, c'; agrandissement qui montre les données sous forme de nuage de points, d; premier signal retourné.

La Figure 22 est un aperçu des données Lidar (fournies par le producteur). La Figure 22-a montre l'intensité du Lidar interpolée en une image de 0.25 m de résolution. Elle donne une idée du paysage. La Figure 22-b permet de voir les points Lidar du second signal retourné, que la classification désigne comme des points de sol. Cette figure permet de voir que la classification sur une partie des parcelles de maïs s'est faite par suppression des points à l'intérieur de la parcelle. Cette méthode n'a pas été appliquée sur l'entièreté des parcelles. La Figure 22-d montre les points Lidar du second signal retourné, qui ont été classifiés comme des points de végétation. La Figure 22-c quand à elle présente les points du premier signal retourné au capteur. Un agrandissement en Figure 22-c' permet de percevoir l'aspect ponctuel des données Lidar.

### 3.2 Estimation des hauteurs dans les parcelles de maïs et de soya

Le programme implémenté sous FORTRAN permet d'estimer les hauteurs des cultures de maïs et de soya. Dans la Figure 23, les images multispectrales ont été superposées aux données de hauteur afin d'améliorer la visualisation. Contrairement aux parcelles de maïs (à droite) dont l'altitude de l'intérieur des parcelles a été interpolée, celles de l'orge (à gauche) ne l'ont pas été. La hauteur dans l'orge paraît ainsi faible ou inexistante.

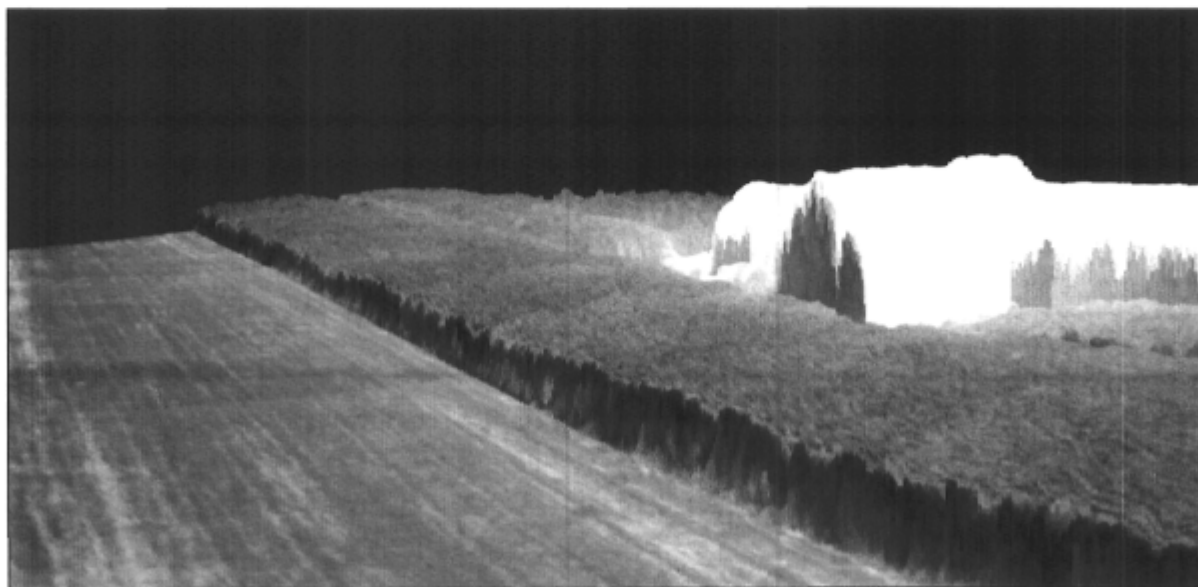


Figure 23 : Hauteurs des plants de maïs obtenues à partir de données Lidar.

### 3.2.1 Comparaison des hauteurs du producteur avec les hauteurs de notre algorithme

Les résultats du programme FORTRAN sont comparés aux hauteurs des cultures obtenues directement à partir des données du producteur (Figure 24). Cette image permet de mettre en évidence le bienfondé de ne pas se contenter des données filtrées fournies, et d'utiliser une meilleure méthode d'estimation de l'altitude du sol à l'intérieur des parcelles. Les hauteurs des plants de maïs dans la Figure 24-a, sont de l'ordre du mètre. Comme indiqué en 2.4.2.1, à cette période de la saison agricole, le maïs a atteint des hauteurs de l'ordre de 3 m. Cet ordre de grandeur est en conformité avec les hauteurs obtenues par notre programme. Une analyse de corrélation linéaire est effectuée pour attester de la qualité des hauteurs des cultures ainsi obtenues.



Figure 24 : Images générées à partir des nuages de points lidar : a; à partir de données fournies par le producteur des données, b; après interpolation de l'altitude de l'intérieur des parcelles à partir de leurs contours.

### 3.2.2 Analyse de corrélation linéaire

Pour les données de hauteurs dont nous disposons, les diagrammes de dispersion sont présentés dans la Figure 25. Les droites de régression des modèles ainsi obtenus sont exprimées par l'Équation 22 pour le maïs et par l'Équation 23 pour le soya. Les déviations standards associées aux deux modèles sont respectivement de 0.24m et 0.13m pour le maïs et le soya, avec des



coefficients de détermination de 0.88 pour le maïs et de 0.70 pour le soja. Ces coefficients de détermination indiquent la présence d'une corrélation entre les hauteurs obtenues à l'aide du Lidar et les hauteurs mesurées sur le terrain. Cette corrélation est plus importante pour le maïs que pour le soja.

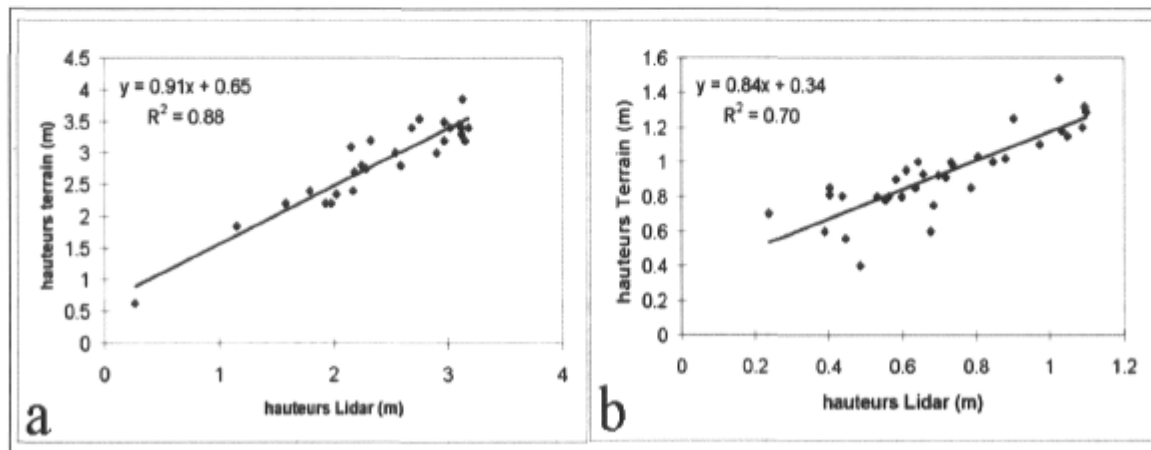


Figure 25 : Droites de régression des hauteurs terrain en fonction des hauteurs Lidar, (a) maïs, (b) soja

Équation 22

$$y = 0.91x + 0.65$$

Équation 23

$$y = 0.84x + 0.34$$

### 3.2.3 Tests de significativité de la corrélation

Pour le maïs, on obtient  $t = 13.49 \geq t_{\alpha/2; n-2} = 2.38$ , ( $\alpha = 0.05; n = 27$ )

Pour le soja, on obtient  $t = 8.61 \geq t_{\alpha/2; n-2} = 2.34$ , ( $\alpha = 0.05; n = 34$ )

L'hypothèse  $H_0$  : il n'y a pas de corrélation entre les hauteurs obtenues à partir du Lidar et les hauteurs mesurées sur le terrain, est rejetée autant pour le maïs que pour le soja. Les coefficients de corrélation obtenus sont donc significatifs. Il est donc possible d'estimer les hauteurs réelles des cultures à partir des hauteurs produites à l'aide des données Lidar.

### 3.2.4 Identification des sources d'erreur et quantification

Les trois sources d'erreurs identifiées comment étant celles qui participent majoritairement aux différences observées entre les coefficients de régression obtenus et les coefficients attendus sont l'erreur due à la mesure du capteur, celle due à l'estimation de l'altitude du sol, et finalement, l'erreur due à la pénétration du rayonnement Lidar dans le couvert végétal.

Erreur de mesure : L'erreur nominale du capteur Lidar est de 25 cm. C'est l'erreur fournie dans les spécifications techniques du capteur. Elle indique la possibilité d'une sous-estimation ou d'une surestimation, c'est-à-dire que la valeur mesurée est exacte à plus ou moins 25 cm près.

Erreur de pénétration : Pour déterminer l'erreur due à la pénétration du Lidar à travers le sommet de la végétation, 32 zones de maïs et 30 zones de soya, chacune ayant une aire de 100 m<sup>2</sup>, sont considérées. Les fréquences des altitudes correspondent à des distributions normales (Figure 26). L'allure unimodale des courbes indique la présence dans les rangs, d'une hauteur de plante aux environs de laquelle l'interception du rayonnement Lidar est maximale. La différence, pour chaque échantillon, entre la valeur maximale et la moyenne est indiquée au Tableau 2. La moyenne des différences sur l'ensemble des échantillons est de 39 cm avec un écart-type de 6 cm pour le maïs et de 16 cm avec un écart-type de 4 cm pour le soya (Tableau 3).

Dans le but de confirmer ces valeurs, une autre analyse est effectuée. L'écart entre les valeurs maximales et moyennes des altitudes de quatre échantillons, ayant des aires variables est calculé. Les zones considérées ont des aires de 100 m<sup>2</sup>, 300 m<sup>2</sup>, 600 m<sup>2</sup> et 1000 m<sup>2</sup> (Tableau 4). La forme des distributions statistiques de la fréquence des altitudes varie peu avec l'accroissement de la surface (Figure 26). Une surface 10 fois plus grande induit une estimation de l'erreur plus élevée de moins de 10 cm.

Cette analyse de quantification de l'erreur due à la pénétration du rayonnement Lidar à l'intérieur de la canopée, permet de déterminer un biais d'une quarantaine de centimètres dans l'estimation des hauteurs de plants de maïs et d'une quinzaine de centimètres pour le soya. Cette erreur indique la possibilité d'une sous-estimation. C'est-à-dire que l'altitude estimée par la Lidar est inférieure à l'altitude réelle du sommet de la plante.

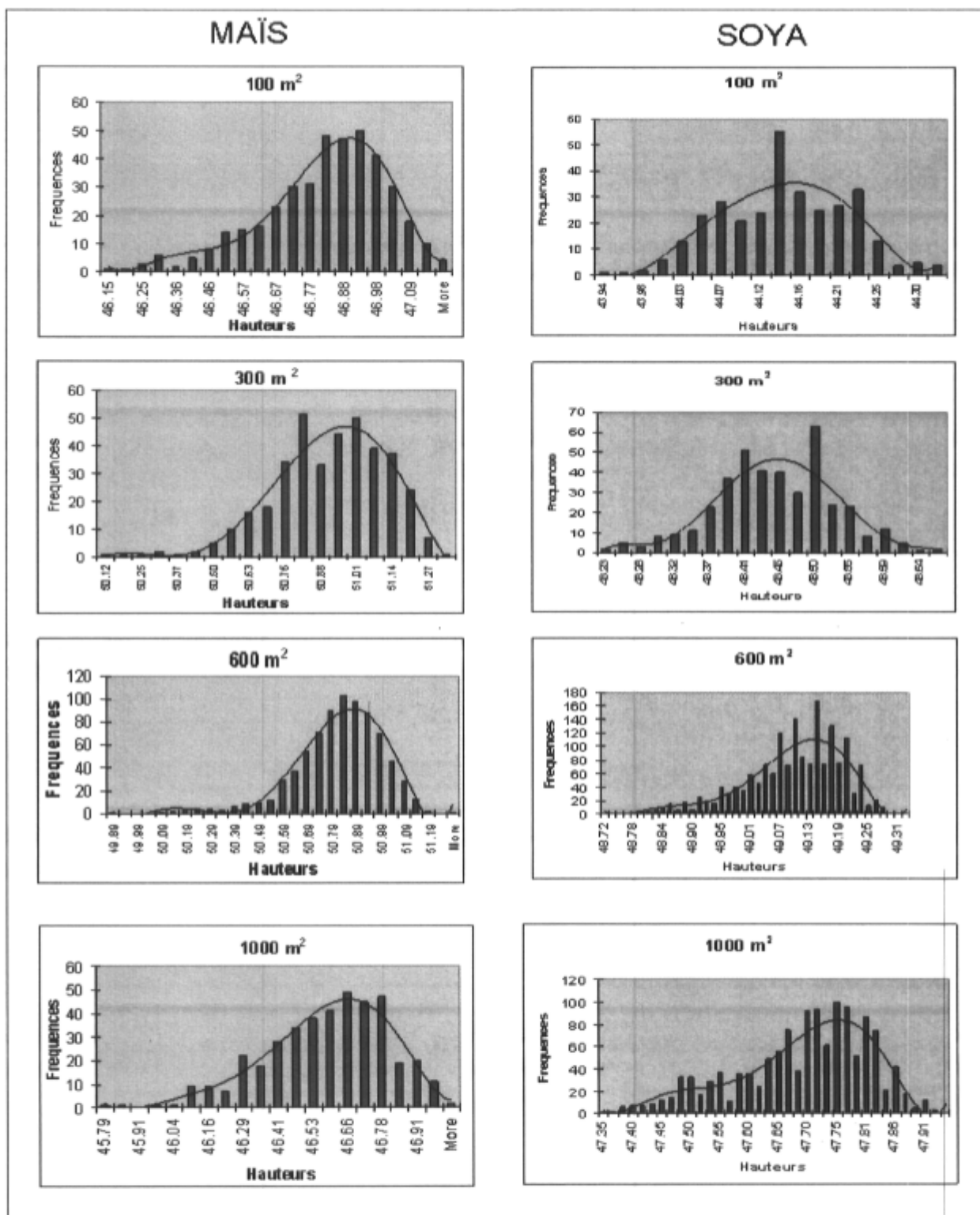


Figure 26 : Histogrammes des distributions de fréquences des altitudes sur des zones d'aires croissantes; 100m<sup>2</sup>, 300m<sup>2</sup>, 600m<sup>2</sup>, 1000m<sup>2</sup>. Les hauteurs sont exprimées en m.

Tableau 3 : Moyenne et écart-type sur l'ensemble des échantillons de maïs et de soya, en m.

	<i>Maïs</i>	<i>Soya</i>
<i>Moyenne des erreurs</i>	0.39	0.16
<i>Écart-types</i>	0.06	0.04

Tableau 4 : Différence entre la valeur maximale et la valeur moyenne des altitudes pour des échantillons de tailles variables, en m.

		<i>100 m<sup>2</sup></i>	<i>300 m<sup>2</sup></i>	<i>600 m<sup>2</sup></i>	<i>1000 m<sup>2</sup></i>
<i>Maïs</i>	Moyenne	46.79	50.88	50.80	46.56
	Maximum	47.19	51.33	51.29	47.03
	Max - Moy	0.39	0.45	0.49	0.47
<i>Soya</i>	Moyenne	44.13	48.43	49.09	47.69
	Maximum	44.32	48.66	49.32	47.94
	Max - Moy	0.18	0.22	0.23	0.25

### 3.3 Classification d'images

Les classes identifiées sur les deux images sont indiquées dans le Tableau 5. Onze (11) classes sont recensées en tout sur l'ensemble des deux (2) images. La totalité des 11 classes est présente sur l'image 1 tandis que seulement 8 le sont sur la seconde.

Tableau 5: Classes d'utilisation du sol recensées sur le territoire d'étude

<i>Classe</i>	<i>Remarques</i>	<i>Image</i>	
		<i>1</i>	<i>2</i>
<i>Soya</i>	--	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
<i>Maïs</i>	La classe maïs contient le maïs grain, le maïs de fourrage et le maïs d'ensilage	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
<i>Pâturage</i>	--	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
<i>Haricot</i>	--	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
<i>Orge</i>	--	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
<i>Foin</i>	--	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
<i>Foin céréales</i>	--	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
<i>Route (asphaltée)</i>	Il s'agit des routes recouvertes d'asphalte et destinées à la circulation publique.	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
<i>Construction</i>	Les bâtiments sont perçus à travers leur toiture. Celles-ci sont faites en matériaux distincts et présentent des réflectances différentes en fonction de géométrie et de leur exposition au rayonnement.	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
<i>Sol nu</i>	Sol non couvert de végétation	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
<i>Cours d'eau</i>	Petit cours d'eau servant éventuellement à l'irrigation des cultures.	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Le biais de 39 cm induit par la pénétration du rayonnement à travers le sommet de la végétation explique 60% du terme constant de l'Équation 22, soit la sous-estimation de la hauteur des plants de maïs. Pour ce qui est du soya, le terme constant de l'Équation 23 est expliqué à 47% par le biais de 16 cm.

Tableau 2 : Différence entre les maximums et les moyennes des altitudes des échantillons, pour le maïs et le soya. Les valeurs sont en m.

<i>Maïs</i>			<i>Soya</i>		
<i>Moyenne</i>	<i>Max</i>	<i>Erreur</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Max</i>	<i>Erreur</i>
<i>Z</i>	<i>Z</i>	<i>Z</i>	<i>Z</i>	<i>Z</i>	<i>Z</i>
46.61	47.04	0.43	47.85	47.98	0.13
46.68	47.02	0.34	47.87	48.02	0.15
46.51	46.89	0.38	47.74	47.88	0.14
46.59	46.94	0.35	47.82	47.94	0.12
46.69	47.15	0.46	47.90	48.04	0.14
46.82	47.16	0.34	48.31	48.46	0.15
46.80	47.22	0.42	48.54	48.74	0.20
46.39	46.84	0.45	48.84	49.09	0.25
46.16	46.53	0.37	49.49	49.70	0.21
46.15	46.55	0.40	49.55	49.71	0.16
46.19	46.67	0.48	44.77	44.87	0.10
46.54	46.91	0.37	45.19	45.30	0.11
46.48	46.94	0.46	45.43	45.57	0.14
47.17	47.59	0.42	45.04	45.23	0.19
46.81	47.21	0.40	47.30	47.45	0.15
46.77	47.16	0.39	47.22	47.37	0.15
46.44	46.77	0.33	47.18	47.48	0.30
47.36	47.68	0.32	46.97	47.16	0.19
46.57	47.04	0.47	47.12	47.32	0.20
47.61	47.87	0.26	46.38	46.53	0.15
47.25	47.51	0.26	42.30	42.48	0.18
46.27	46.68	0.41	42.62	42.72	0.10
45.81	46.13	0.32	42.67	42.81	0.14
46.49	46.88	0.39	42.66	42.81	0.15
46.82	47.27	0.45	42.54	42.70	0.16
45.22	45.55	0.33	42.57	42.68	0.11
43.21	43.62	0.41	42.56	42.73	0.17
44.62	45.03	0.41	42.56	42.72	0.16
50.22	50.67	0.45	42.74	42.85	0.11
50.55	50.94	0.39	42.46	42.61	0.15
51.66	52.06	0.40			
49.86	50.22	0.36			

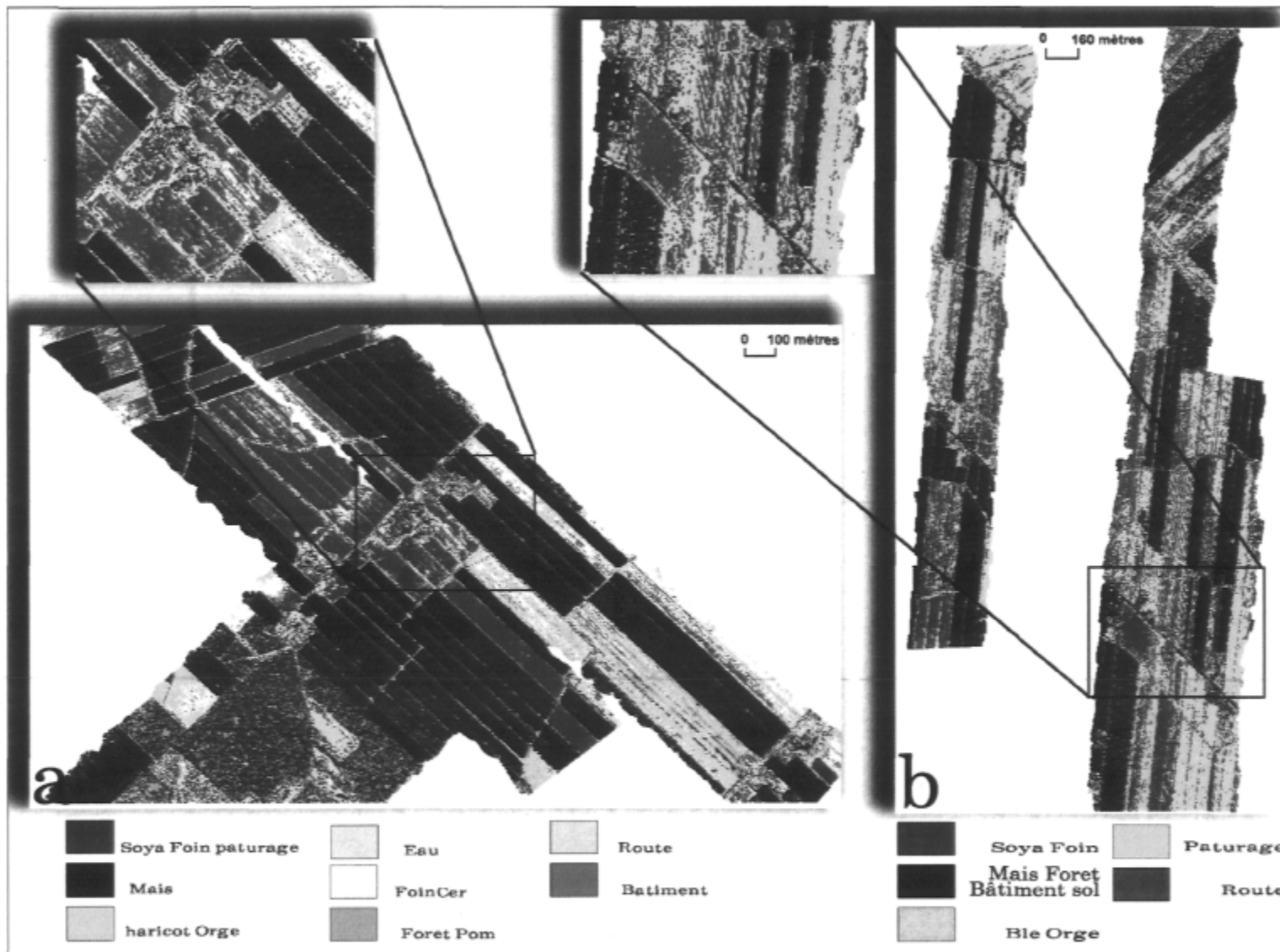


Figure 27: Classification supervisée avec le canal Intensité du Lidar a : image 1, b : image 2

### **3.3.1 Classification supervisées de l'intensité du Lidar**

La classification de l'intensité du Lidar montre un certain potentiel à discriminer certains types de cultures (Figure 27). Il est cependant difficile de faire la différence entre d'autres cultures. Ainsi, dans la première image, le soya, le foin et les pâturages ne peuvent être différenciés, de même que le haricot et l'orge. Il y a également une grande confusion entre la forêt et le maïs. La classe soya-foin-pâturage se retrouve également, en certaines régions, confondue avec la classe haricot-orge. La seconde image présente un nombre de classe moins élevé par rapport à la première. On y dénote une impossibilité de faire la discrimination entre le maïs, la forêt, les bâtiments et le sol nu. Cependant si certaines classes doivent obligatoirement être regroupées du fait qu'elles ne puissent être adéquatement différenciées, d'autres classes par contre sont plus aisément définies. Ainsi, les bâtiments, qui sont de plus grande taille dans la première image que dans la seconde, sont nettement identifiables dans la première. Le point focal de la classification de l'intensité du Lidar est son potentiel à faire une discrimination sans faille entre le maïs et le soya. En effet les deux classes sont parfaitement différenciées et ne présentent aucun risque de confusion.

Si cette classification n'est pas suffisante pour faire de la discrimination précise entre les différents types de cultures, son potentiel de différenciation entre le maïs et le soya peut cependant être utilisé pour améliorer les classifications qui présentent une difficulté à discriminer ces cultures.

### **3.3.2 Classifications supervisées BVRPIR et BVRPIRInt**

#### **3.3.2.1 Mesure de séparabilité**

L'analyse des matrices de séparabilité suivant la Distance de Jeffries-Mastusuta, (Tableau 6, Tableau 7, Tableau 8, Tableau 9) permet de dresser une table synthétique de comparaison de la séparabilité sur les images 1 et 2 après les classifications BVRPIR et BVRPIRInt (Tableau 10).

Les séparabilités moyennes des deux images suivant la classification BVRPIR sont élevées. Elles sont respectivement de 1.94 et 1.92 (sur un maximum de 2) sur les images 1 et 2. Quant aux séparabilités minimums, malgré qu'elles soient supérieur à 1 (seuil à partir duquel il est possible de faire de la discrimination), elles restent relativement faibles (1.15 et 1.01).

On note également une faible séparabilité entre le maïs et le soya qui sont nos cultures d'intérêt (1.42 et 1.01 respectivement sur les images 1 et 2). Le nombre de paires de classes dont la séparabilité est inférieure à 1.9 est de 13 sur la première image et 9 pour la seconde, soit 20 % des séparabilités dans les deux cas. Finalement, le nombre de séparabilités parfaites (égale à 2) est de 41 pour l'image 1 et de 26 pour l'image 2, ce qui représente 62% et 58% des mesures de séparabilité respectivement.

Les séparabilités moyennes suivant la classification BVRPIRInt sont plus élevées que celles de la classification BVRPIR. L'ajout de l'intensité du Lidar aux bandes servant à la classification permet d'obtenir des séparabilités moyennes à 1.99 pour la première image, et à 1.98 pour la seconde. Les séparabilités minimums quand à elles sont de 1.67 et 1.65 respectivement. Elles restent donc toujours inférieures au seuil de 1.9, mais en sont beaucoup plus proches que dans le cas de la classification BVRPIR. Le nombre de paires de classes dont la séparabilité est comprise entre 1 et 1.9 est de 3 et 4 respectivement, ce qui correspond à 5% et à 9% sur les deux images. Ceci traduit une réduction de moitié du pourcentage de séparabilités inférieures à 1.9 pour la seconde image, et de près de trois quarts pour la première image. Le nombre de paires de classes dont la séparabilité est parfaite (égale à 2) passe respectivement à 52 et à 33. Ces chiffres correspondent à des rapports de 79% et de 73%. Fait majeur de la classification BVRPIRInt, la séparabilité entre le maïs et le soya obtient dans l'image 1 un score parfait de 2, et dans la seconde image une note très élevée de 1.99.

Tableau 6: Matrice de séparabilité de la classification BVRPIR suivant la méthode de Bhattacharyya sur l'image 1

	Soya	Mais	Pâturage	Haricot	Orge	Foin	FoinC	Ombre	Route	Bâtiment	Sol	Eau
Mais	1.42											
Pâturage	1.96	1.86										
Haricot	2.00	2.00	2.00									
Orge	2.00	2.00	1.94	1.99								
Foin	1.98	1.57	1.89	1.99	2.00							
FoinC <sup>1</sup>	2.00	1.84	1.15	2.00	1.96	1.88						
Ombre	2.00	2.00	2.00	2.00	1.95	2.00	2.00					
Route	2.00	2.00	2.00	1.78	1.99	2.00	2.00	1.94				
Bâtiment	2.00	2.00	2.00	1.87	1.97	2.00	2.00	1.96	1.62			
Sol	2.00	2.00	2.00	1.62	2.00	2.00	2.00	2.00	1.83	1.67		
Eau	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	1.90	2.00	2.00	2.00	

<sup>1</sup> : la classe FoinC représente le foin de céréales



Tableau 7 : Matrice de séparabilité de la classification BVRPIRInt suivant la méthode de Bhattacharyya sur l'image 1

	Soya	Mais	Pâturage	Haricot	Orge	Foin	FoinC	Ombre	Route	Bâtiment	Sol	Eau
Mais	2.00											
Pâturage	1.98	2.00										
Haricot	2.00	2.00	2.00									
Orge	2.00	2.00	1.97	2.00								
Foin	1.98	2.00	1.89	2.00	2.00							
FoinC	2.00	2.00	1.67	2.00	1.96	1.95						
Ombre	2.00	2.00	2.00	2.00	1.96	2.00	2.00					
Route	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	1.98				
Bâtiment	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	1.99	1.99			
Sol	2.00	2.00	2.00	1.85	2.00	2.00	2.00	2.00	1.95	2.00		
Eau	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	1.97	2.00	2.00	2.00	

Tableau 8 : Matrice de séparabilité de la classification BVRPIR suivant la méthode de Bhattacharyya sur l'image 2

	Soya	Mais	Blé	Pâturage	Foin	Orge	Foret	Route	Bat&Sol	Ombre
Mais	1.01									
Blé	2.00	2.00								
Pâturage	1.63	1.55	2.00							
Foin	1.92	1.51	1.98	1.56						
Orge	2.00	1.97	1.98	2.00	1.99					
Foret	1.62	1.80	2.00	1.74	1.94	1.99				
Route	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00			
Bat&Sol2	2.00	2.00	1.94	2.00	2.00	1.99	2.00	1.74		
Ombre	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	1.98	2.00	2.00	

Tableau 9: Matrice de séparabilité de la classification BVRPIRInt suivant la méthode de Bhattacharyya sur l'image 2

	Soya	Mais	Blé	Pâturage	Foin	Orge	Foret	Route	Bat&Sol	Ombre
Mais	1.99									
Blé	2.00	2.00								
Pâturage	1.74	2.00	2.00							
Foin	1.93	2.00	1.98	1.65						
Orge	2.00	2.00	1.99	2.00	1.99					
Foret	1.99	1.83	2.00	2.00	2.00	2.00				
Route	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00			
Bat&Sol3	2.00	2.00	1.99	2.00	2.00	2.00	2.00	1.81		
Ombre	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00	1.99	2.00	2.00	

<sup>2</sup> : la classe Bat&Sol regroupe la classe bâtiments et la classe sol nu.

<sup>3</sup> : la classe Bat&Sol regroupe la classe bâtiments et la classe sol nu.

L'augmentation du nombre de paires de classes dont les séparabilités sont égales à 2 ou supérieures à 1.9, de la moyenne et du minimum des séparabilités sur les deux images permet de dire que l'intensité du Lidar apporte une amélioration, du point de vue de la séparabilité des classes, à la classification multispectrale.

Tableau 10: Résumé de la comparaison des séparabilités BVRPIR et BVRPIRInt sur les images 1 et 2

	<i>Séparabilité</i>	<i>BVRPIR</i>	<i>BVRPIRInt</i>
<i>Image 1</i>	moyenne:	1.94	1.99
	minimum:	1.15	1.67
	< 1.9 (%)	20	5
	= 2 (%)	62	79
<i>Image 2</i>	moyenne:	1.92	1.98
	minimum:	1.01	1.65
	< 1.9 (%)	20	9
	= 2 (%)	58	73

### 3.3.2.2 Analyse visuelle des images classifiées

Les éléments les plus visibles sur les deux images sont les larges tâches informes, produits de l'ombre des nuages sur les espaces imagés. À cause du champ de visé plus large, les données Lidar recouvrent plus d'espace que les données multispectrales. Ceci se traduit par la présence d'une large bande autours des parcelles classifiées. Il s'agit en fait des parties de l'image où l'intensité Lidar est présente, et pas les données multispectrales. Ces parties sont confondues avec la classe de l'ombre causée par les nuages.

À l'analyse visuelle du résultat des classifications, la classification BVRPIR est à même de faire la distinction entre les différentes classes. Cependant, on retrouve de nombreux pixels de certaines classes présentes sur des parcelles d'autres classes. Ainsi de nombreux pixels de maïs se retrouvent dans des parcelles de soja et inversement (Figure 28-a, Figure 29-a). Si l'image classifiée est globalement claire, la définition des différentes classes manque par contre de netteté. Les classes qui se mêlent apportent un effet poivré sur les parcelles.

L'ajout de l'intensité aux bandes servant à la classification réduit considérablement l'effet poivré. La définition des classes est meilleure, elle est beaucoup plus nette. Il n'y a absolument plus de confusion entre le maïs et le soja, certains bâtiments sont plus clairement délimités. Le classement BVRPIRInt est visuellement plus exact qu'une simple classification BVRPIR.

### 3.3.2.3 Mesure de la qualité des classifications

Pour la validation des classifications, un ensemble de 498 points est considéré. Ces points sont générés soit aléatoirement, soit manuellement pour s'assurer qu'ils couvrent le maximum d'espace pour chacune des classes. Pour chaque classe spectrale, le nombre de points de validation doit être compris entre 30 et 60 (Richards, 1993). Les précisions d'ensemble obtenues pour la première image, à un intervalle de confiance de 95%, sont de 76.38% pour la classification BVRPIR, et de 85.54% pour la classification BVRPIRInt (Tableau 11), alors que les coefficients Kappa sont de 0.74 et 0.84 respectivement pour les deux types de classifications. Pour ce qui est de la seconde image, pour un même intervalle de confiance de 95%, les précisions d'ensemble sont de 73.18% pour la classification BVRPIR et de 86.59% pour la classification BVRPIRInt, et les coefficients Kappa sont de 0.69 et 0.84 respectivement (Tableau 12).

Tableau 11: Performances générales des classifications

	BVRPIR	BVRPIRInt
Image 1	76.37%	85.54%
Image 2	73.18%	86.59%

Tableau 12: Coefficient Kappa des classifications

	BVRPIR	BVRPIRInt
Image 1	0.74 (>0.4, <0.75)	0.84 (>0.75)
Image 2	0.69 (>0.4, <0.75)	0.84 (>0.75)

Le gain en valeur du coefficient Kappa, entre une classification BVRPIR et une classification BVRPIRInt est de plus de 0.10. En se référant au canevas de Fleiss (1981), on constate que l'ajout de l'intensité du Lidar aux bandes multispectrales pour la classification des cultures, permet de passer de classifications disposant de bonnes fiabilités à des classifications ayant des fiabilités excellentes.

De manière générale, les précisions du producteur, de l'utilisateur et le coefficient Kappa des classes spectrales sont supérieures pour la classification BVRPIRInt par rapport à la classification BVRPIR. Seules, la précision du producteur pour le sol, et la précision de l'utilisateur pour le haricot, le foin de céréales et les bâtiments, et le coefficient Kappa pour le foin de céréales et les bâtiments ont des valeurs moins élevées (Figure 30).

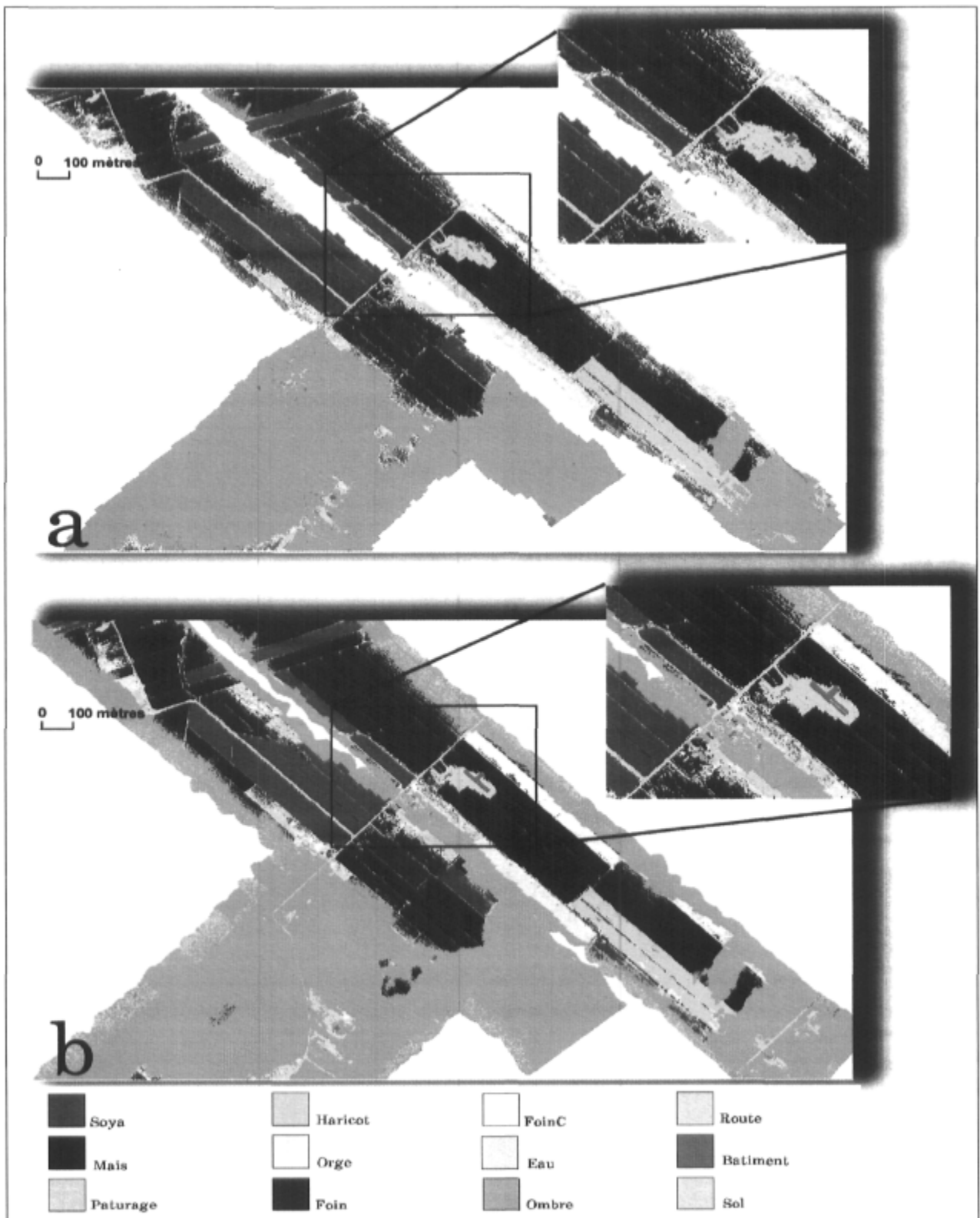


Figure 28: Classifications supervisées BVRPIR (a) et BVRPIRInt (b) sur le secteur 1

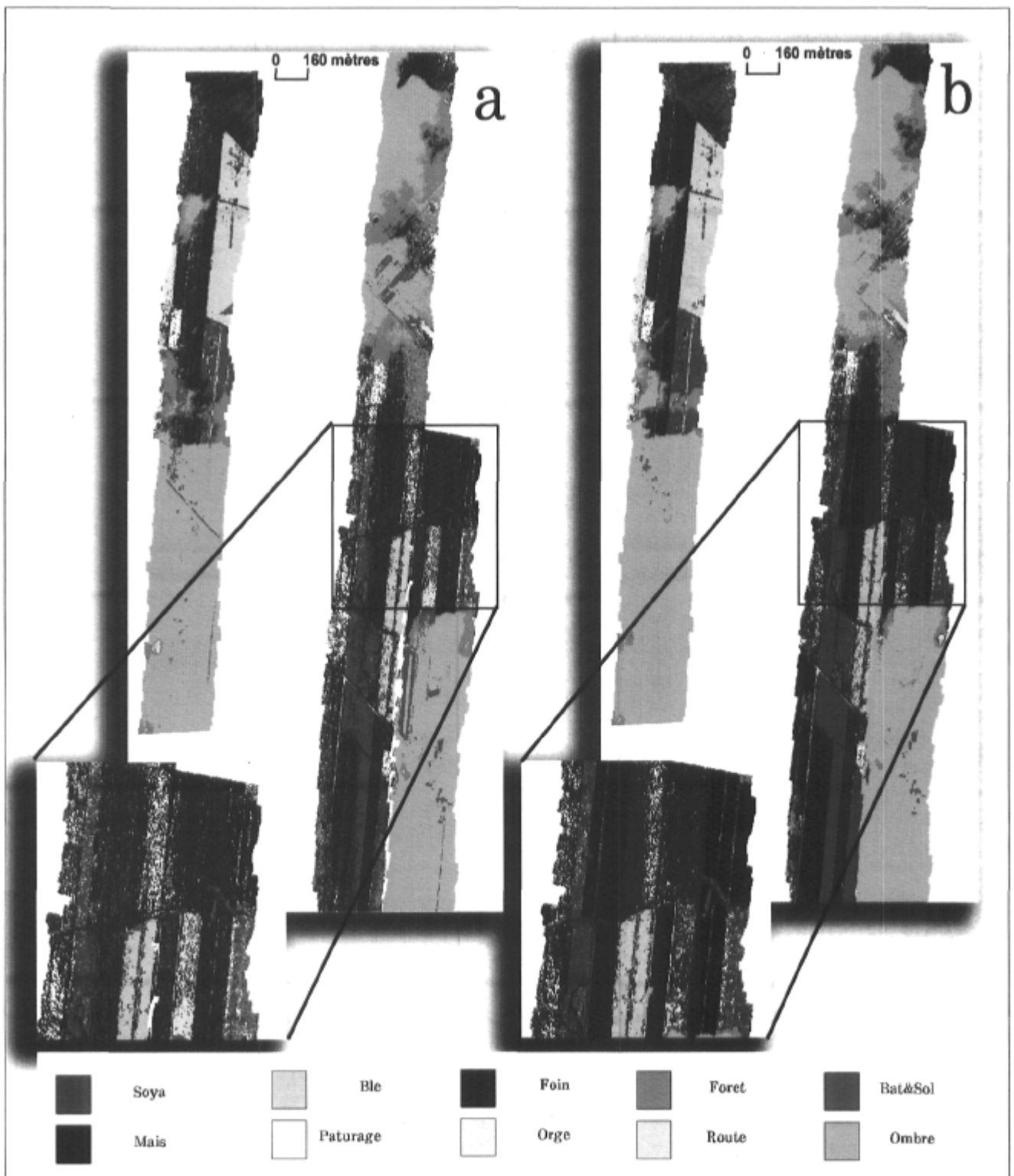


Figure 29: Classifications supervisées BVRPIR (a) et BVRPIRInt (b) sur le secteur 2

### 3.3.2.4 Test de significativité de la différence

Un test de Wilcoxon est effectué pour vérifier que l'ajout de l'intensité du Lidar aux bandes multispectrales apporte une amélioration significative.

Image 1 :

Hypothèse nulle : « la classification BVRPIRInt est équivalente ou de moins bonne qualité que la classification BVRPIR suivant l'exactitude du producteur».

$$N = 12, p = 0.05, T_{critique} = 14.$$

$$\text{On obtient : } T = -1 \quad T < 0 \quad |T| \leq T_{critique} \quad \rightarrow \quad H_0 \text{ rejetée.}$$

$$N = 10, p = 0.05, T_{critique} = 8.$$

$$\text{On obtient : } T = -8 \quad T < 0 \quad |T| \leq T_{critique} \quad \rightarrow \quad H_0 \text{ rejetée.}$$

Hypothèse nulle : « la classification BVRPIRInt est équivalente ou de moins bonne qualité que la classification BVRPIR suivant le coefficient Kappa».

$$N = 11, p = 0.05, T_{critique} = 11.$$

$$\text{On obtient : } T = -10 \quad T < 0 \quad |T| \leq T_{critique} \quad \rightarrow \quad H_0 \text{ rejetée.}$$

Le test Wilcoxon, indique donc que d'après les trois méthodes d'évaluation de la précision la classification BVRPIRInt est significativement meilleure par rapport à la classification BVRPIR.

Image 2 :

Hypothèse nulle : « la classification BVRPIRInt est équivalente ou de moins bonne qualité que la classification BVRPIR suivant l'exactitude du producteur».

$$N = 10, p = 0.05, T_{critique} = 8.$$

$$\text{On obtient : } T = -17 \quad |T| > T_{critique} \quad \rightarrow \quad H_0 \text{ acceptée.}$$

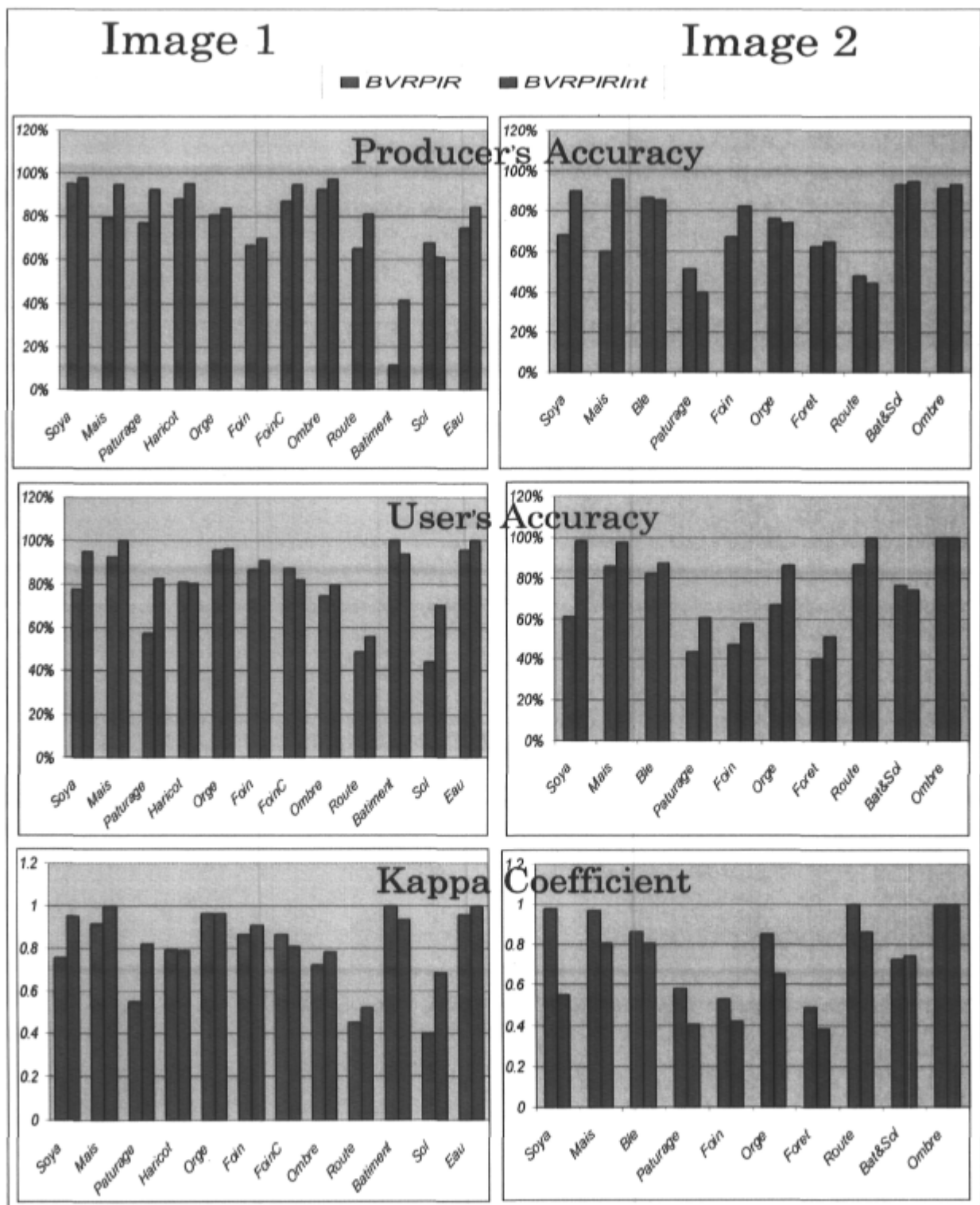


Figure 30: Résultats de la mesure de la qualité des classifications sur les images 1 et 2

Hypothèse nulle : « la classification BVRPIRInt est équivalente ou de moins bonne qualité que la classification BVRPIR suivant l'exactitude de l'utilisateur ».

Hypothèse nulle : « la classification BVRPIRInt est équivalente ou de moins bonne qualité que la classification BVRPIR suivant l'exactitude de l'utilisateur ».

$$N = 9, p = 0.05, T_{critique} = 6.$$

On obtient :  $T = -1$   $T < 0$   $|T| \leq T_{critique} \rightarrow H_0$  rejetée.

Hypothèse nulle : « la classification BVRPIRInt est équivalente ou de moins bonne qualité que la classification BVRPIR suivant le coefficient Kappa ».

$$N = 9, p = 0.05, T_{critique} = 6.$$

On obtient :  $T = 1$   $T > 0$   $\rightarrow H_0$  acceptée.

Le verdict est plus mitigé sur la seconde image. Seule l'exactitude de l'utilisateur indique une amélioration dans l'utilisation de l'intensité du Lidar. Suivant l'exactitude du producteur, et le coefficient kappa, aucune amélioration n'est apportée.

### **3.4 Estimation de rendements de maïs d'ensilage**

L'estimation des rendements de maïs d'ensilage se fait à partir des méthodes de Lauer (2003) et de UIE (2005). Il s'agit dans cette étape d'estimer des rendements de maïs d'ensilage sur des parcelles déterminées, à partir de données Lidar, et de comparer les résultats obtenus avec les rendements sur les mêmes parcelles fournis par le producteur agricole.

#### **3.4.1 Sélection des parcelles d'intérêt, en utilisant la meilleure des deux classifications**

Les parcelles sélectionnées se trouvent sur l'image 1, proche de Mont-Saint-Grégoire. L'image 1 est celle avec laquelle le résultat de la classification est visiblement meilleur, et où la discrimination des cultures est nette et précise.



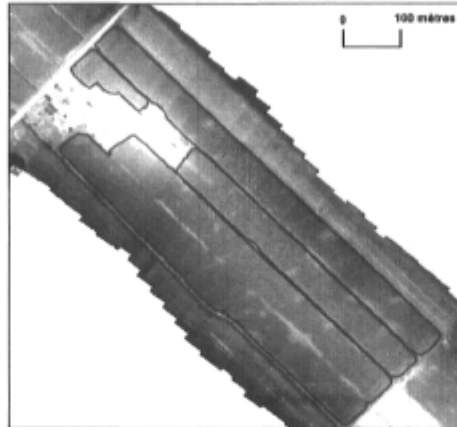


Figure 31: Parcelles sélectionnées pour l'estimation de maïs d'ensilage

### 3.4.2 Estimer les rendements de maïs d'ensilage à l'aide de la hauteur Lidar corrigée

La superficie totale des parcelles sélectionnées est de 1.45 ha. Sur ces parcelles, le rendement de maïs d'ensilage, calculé à partir des données Lidar est de 27.04 t. La majoration de 20% fournit un rendement de 33.19 t, soit dans des conditions idéales de pluviométries. Le calcul de la production permet également d'établir des cartes de rendements (Figure 32).

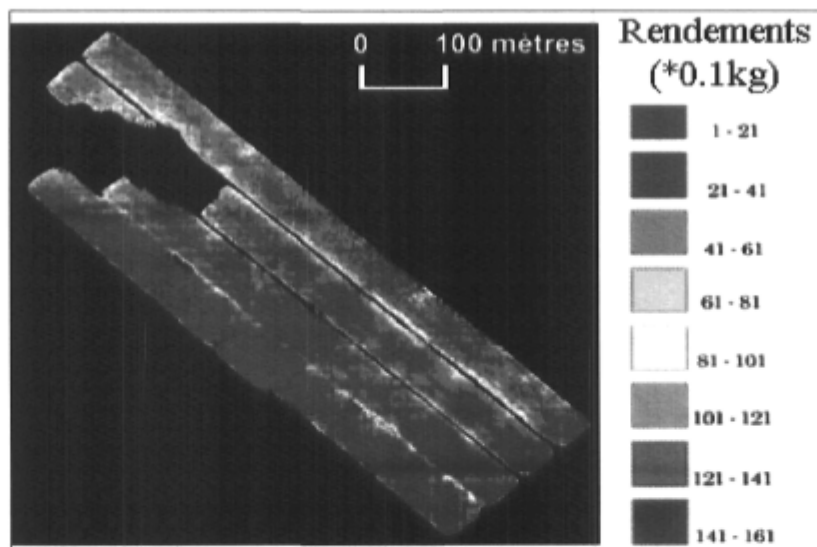


Figure 32: Carte de rendements maïs d'ensilage

### 3.4.3 Comparer les rendements estimés avec des rendements obtenus auprès des producteurs

Pour les parcelles concernées, les rendements effectifs fournis par le producteur, dans les mêmes conditions d'ensilage, soit à 30% de matières sèches, sont de 32.30 t. On établit l'inégalité

Équation 24

$$27.04 < 32.30 < \sim 33.19$$

Autrement exprimé :

Équation 25

Rendement sans épis < Rendement producteur <~ Rendements avec épis

La saison 2005 du maïs fourrager, sur la région de la Montérégie, est jugée plutôt bonne, et le rendement en fonction des conditions climatiques est évalué Normal ou près de la normale (ISQ, 2005).

## Chapitre 4 - DISCUSSIONS

*"Le but de la discussion ne doit pas être la victoire, mais  
l'amélioration."*

*Joseph Joubert*

La mise en œuvre des procédures expliquées dans le chapitre 2 : Outils et Méthode, a permis d'atteindre les résultats du chapitre 3. Nous allons à présent vérifier l'atteinte des objectifs énoncés dans le chapitre 1.

#### **4.1 Des images et de leur qualité**

Les images multispectrales que nous avons acquises sont entachées de deux principaux problèmes. La saturation de la bande proche-infra rouge, et les ombres des nuages. La saturation de la bande proche-infra rouge rend impossible l'utilisation de cette bande à des fins de calculs d'indices de végétation, vu que c'est une bande primordiale dans la détection de végétaux. Ce problème est dû à une calibration non adéquate des paramètres de gain du capteur. Une meilleure calibration aurait permis l'investigation d'autres pistes de recherche, notamment le calcul d'indices de végétation, de même que l'établissement de relations entre ces indices et la hauteur obtenue à partir de données Lidar.

L'ombre des nuages est un phénomène récurrent en télédétection, qu'elle soit satellitaire ou aéroportée. La présence des nuages est un phénomène inhérent aux conditions météorologiques. Les conditions idéales de prises de vue doivent coïncider avec les saisons comprenant de faibles précipitations. Cependant, un projet comme le notre, dans lequel le stade de croissance désiré pour les cultures, soit la fin de la croissance végétative, avec les plantes qui ont atteint leur hauteur maximale, impose également des contraintes quand à la fenêtre du temps de prises de vue. À ces deux contraintes majeures, s'ajoutent les périodes de disponibilité des ressources et du matériel d'acquisition. Les nuages et leurs ombres constituaient un phénomène difficile à éviter, malgré de nombreux reports de la date de la campagne dû à des changements brusque des conditions météorologiques. Les images que nous avons acquises, certes ne sont pas d'une grande qualité visuelle, mais la couverture nuageuse était peu ou pas présente sur les parcelles qui nous intéressaient le plus.

#### **4.2 De l'estimation de la hauteur des plantes dans les grandes cultures**

Hypothèse de travail : *«Il est possible de déterminer la hauteur des plantes dans les grandes cultures à partir d'un jeu unique de données Lidar. »*

Les données de hauteurs extraites à partir des données Lidar ont montré une corrélation linéaire significative avec les hauteurs mesurées sur le terrain. Les erreurs standards d'estimation des hauteurs des plantes à partir des données Lidar sont de 0.24 m pour le maïs et de 0.13 m pour le soya. Les droites de corrélations obtenues indiquent des biais de sous estimation, qui sont en grande partie (60% pour le maïs et 49% pour le soya) expliqués par la pénétration du rayonnement électromagnétique Lidar à travers la canopée. Le reste des erreurs d'estimation sont dues à la précision de l'appareil de mesure ( $\pm 25$  cm) et à la détermination de l'altitude du sol en dessous de la végétation.

La corrélation linéaire significative obtenues entre les hauteurs mesurées sur le terrain et les hauteurs estimées à partir des données Lidar, permet de dire que l'hypothèse 1 est vraie, soit qu'il est effectivement possible de déterminer la hauteur des plantes dans le maïs et dans le soya à partir de données Lidar.

Les écarts maximaux entre les données Lidar et les mesures prises sur le terrain, sont de 0.46 m pour le soja et de 0.95 m pour le maïs. Il faut, premièrement, dans l'observation de ces écarts maximums, tenir compte de la hauteur approximative des plants de soja (environ 1 m) et de maïs (2.5 à 3.5 m) à cette période de la saison. De plus, en tenant compte des valeurs du biais moyen de sous-estimation induit par la pénétration du Lidar à travers le sommet de la végétation (39 cm pour le maïs, 16 cm pour le soya), de la précision nominale du capteur Lidar ( $\pm 25$ cm), et finalement de l'erreur induite par l'estimation de l'altitude du sol en dessous du couvert végétal, ces valeurs extrêmes s'expliquent aisément.

## **4.3 De la classification d'images**

### **4.3.1 Intensité du Lidar**

Hypothèse de travail : *« En utilisant la bande d'intensité provenant du capteur Lidar, il est possible de faire de la discrimination des cultures dans un paysage agricole. »*

La classification d'image opérée sur l'intensité du Lidar est plus performante dans la première image que dans la seconde. Pour obtenir une classification visuellement acceptable, les 10 classes identifiées sur la seconde image sont réduites de moitié (5 classes), alors que les 12 classes de la première image sont réduites à 8, soit du tiers. Le fait le plus marquant de ces classifications est

la différenciation claire et précise entre le maïs et le soya. Ce potentiel a révélé par la suite toute son importance dans la mesure où les classifications multispectrales ont montré leurs limites entre ces deux classes spectrales. L'utilisation d'une seule bande d'imagerie est certainement un facteur qui réduit considérablement la capacité de discrimination de la classification. De plus, une limitation importante des données d'intensité Lidar vient du fait d'un manque de techniques de calibration (Holmgren et Persson, 2003, Hyypä et al., 2004). Il faut également noter que la valeur de l'intensité, sur un même type de culture, peut varier dépendamment de la direction de vol (Figure 33). Cette figure montre une différence marquée de l'intensité Lidar sur une parcelle de soya. Cette différence coïncide avec le changement de direction de vol de la plate-forme aérienne.

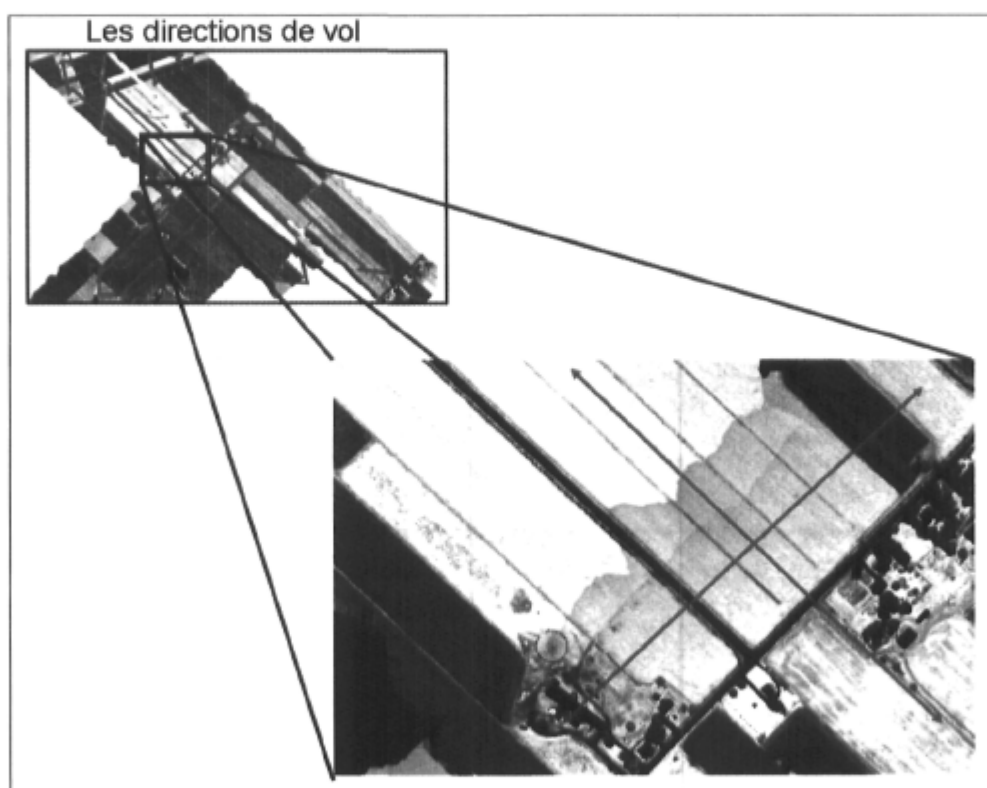


Figure 33: Différences dans l'intensité Lidar sur une même parcelle de soya

Les résultats obtenus permettent d'attester de la véracité de l'hypothèse de travail. Cependant, le type de discrimination qui est permise avec l'intensité Lidar est de base. Ce serait un outil utilisable dans le cas où l'on ne dispose pas d'autres sources de données d'imagerie, et qu'on

voudrait effectuer un regroupement élémentaire des classes d'utilisation du sol présentent sur un territoire donné.

### **4.3.2 Le multispectral et l'intensité du Lidar**

Hypothèses de travail : *« Ajouter la bande d'intensité Lidar aux bandes multispectrales Bleu, Vert, Rouge, Proche Infrarouge, permet d'obtenir une meilleure classification d'image qu'une simple classification multispectrale. »*

L'utilisation de la bande d'intensité du Lidar couplées aux bandes multispectrales, a permis sur une image d'apporter une amélioration significative au niveau statistique à la classification supervisée, tandis que sur l'autre image, la différence apportée ne peut être qualifiée d'amélioration significative. Ces résultats sont obtenus en comparant chacune des classes sur les deux modes de classification. Cependant au niveau visuel, l'amélioration apportée par l'ajout de l'intensité du Lidar, par l'amélioration de la netteté de l'image est constatable sur les deux images. Les coefficients Kappa de même que la qualité globale, sont supérieurs pour les deux images dans le cas de la classification composite par rapport la classification multispectrale unique.

L'ouverture à de nouvelles possibilités par la combinaison des données Lidar et multispectrales, avait déjà été évoquées dans des études comme Holmgren et Persson (2003). Dans notre cas précis, l'impressionnant potentiel du Lidar à discriminer le soya du maïs, sera mis à profit pour compléter le potentiel déjà existant de classification des bandes multispectrales. Cette combinaison des données Lidar et multispectrales permet une sélection efficace et fiable des pixels pour les grandes cultures, et pour le maïs et le soya en particulier. Même si le test de l'amélioration n'est pas significatif par le test de Wilcoxon pour la seconde image, les résultats visuels, les statistiques globales, permettent de dire que l'hypothèse de recherche est vraie, ajouter l'intensité du Lidar permet d'obtenir une meilleure classification qu'uniquement avec des bandes multispectrales.

### **4.4 De l'estimation de rendements de maïs d'ensilage**

Hypothèse de travail : *« Il est possible d'estimer des rendements de maïs d'ensilage à partir des hauteurs de végétation obtenues à l'aide des données lidars. »*

La superficie totale des parcelles sélectionnées est de 1.45 ha. Sur ces parcelles, le rendement de maïs d'ensilage, calculé à partir des données Lidar sont de 27.037 t. La majoration de 20% fournit un rendement de 33.191 t, soit dans des conditions idéales de pluviométries.

Sur une superficie de 1.45 ha, délimitée et sélectionnée en utilisant la classification composite Lidar/multispectral, les rendements fournis par le producteur sont de 32.301 t, alors que les marges, de l'estimation sont de 27.037 t et de 33.191 t. Les marges ainsi indiquées proviennent respectivement des méthodes d'estimation de rendement de Lauer (2003), et de UIE (2005). L'estimation de Lauer n'est pas une estimation pied par pied, mais une estimation sur une grande surface. Ramener cette estimation à l'échelle du pixel permet d'intégrer une variabilité spatiale au sein de la parcelle.

L'estimation qui a été faite n'a pris en compte qu'une seule parcelle. Ceci est dû au fait que nous n'avons pas pu accéder aux valeurs des productions sur d'autres parcelles, il n'y avait donc pas de valeurs de comparaisons pour valider les estimations qui auraient pûes être effectuées sur d'autres parcelles. Cette même raison justifie le fait que les rendements n'aient pas été calculés dans le soya.

Du fait que l'estimation des rendements ait été estimée sur une seule parcelle, d'autres études doivent être menées, sur un nombre plus important de parcelles, afin de s'assurer de la fiabilité de la méthode.



## CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

La prévision des rendements est une nécessité utile à toute activité de production. Cette nécessité justifie le besoin de caractérisation des cultures, dans le sens où cette caractérisation permet d'améliorer les techniques agricoles, et ainsi d'accroître la production. La télédétection est une discipline adaptée à la caractérisation de la variabilité spatiale à l'intérieur des parcelles. Une revue de la littérature nous a permis d'identifier le capteur Lidar de même que les capteurs multispectraux comme sources potentielles de données dans le processus de caractérisation des grandes cultures.

L'étude que nous avons menée nous a permis de montrer que les données Lidar peuvent être valablement utilisées dans un processus de caractérisation des grandes cultures.

Il a ainsi été établi qu'il est possible d'estimer la hauteur des cultures de maïs et de soya à partir des données de position provenant d'un capteur Lidar. Une analyse de régression sur les données collectées, indique une corrélation linéaire entre les hauteurs obtenues à partir des données Lidar, et les hauteurs mesurées in situ. Les coefficients de détermination sont de 0.88 pour le maïs, et de 0.70 pour le soya. Les erreurs standards d'estimations sont respectivement de 0.24 m et 0.13 m. Les coefficients des droites de régressions sont de 0.91 pour le maïs et 0.84 pour le soya, et leur terme constant de 0.65m et 0.34 m respectivement. Ces termes constants s'expliquent en majeure partie par la perméabilité du sommet de la végétation au rayonnement électromagnétique. La pénétration du Lidar à travers le sommet des plants de maïs a été évaluée à 39 cm, et elle est de 16 cm dans le soya.

Il a également été montré que l'intensité du Lidar permettait de considérablement améliorer la qualité des classifications d'images faites à l'aide d'imagerie multispectrale. La combinaison des données provenant de ces deux capteurs permet ainsi de produire, sur un paysage agricole, des images classifiées d'une grande netteté. Ces améliorations se traduisent par une augmentation du coefficient kappa de 0.10 et 0.15, pour ainsi passer respectivement de 0.74 à 0.84 et de 0.69 à 0.84 sur les images 1 et 2 (pour rappel, le coefficient Kappa est compris entre 0 et 1). La sélection de parcelles de types particuliers de cultures, dans notre cas le maïs et le soya, s'en trouve ainsi largement facilitée.

Les rendements de maïs d'ensilage à partir des données Lidar ont finalement pu être calculés. Ainsi sur une parcelle de 1.45 ha, nous avons fait une estimation minimaliste (considérant la plante sans épis) de 27.04 t, et une estimation qui tenant compte des épis de 33.19 t. Ces estimations ont été trouvées conformes aux 32.30 t tonnes obtenus par le producteur agricole, compte tenu des conditions saisonnières de l'année.

Ces différents accomplissements ont ainsi permis d'atteindre l'objectif principal du projet qui est de valoriser les données Lidar (et multispectrales) dans la caractérisation des grandes cultures et la prévision des rendements.

La date d'acquisition des données Lidar, après la fin de la croissance végétative, assure que les plantes ont atteint leur hauteur maximale. Cependant, à ce stade de développement de la plante, il est impossible, en cas de détection de défaut de croissance, d'intervenir afin d'apporter une amélioration au cycle de développement de celle-ci à l'aide de pratiques agricoles. Cette étude propose un outil complémentaire, aux indices de végétation, et aux méthodes d'estimation des quantités de biomasses basées sur de l'imagerie multispectrale, qui saturent avec la densité du couvert végétal, et qui contrairement aux données Lidar, ne peuvent être interpolées sur les contours de la parcelle. Ceci permet ainsi d'envisager la mise en place d'un système de gestion des cultures basé sur la télédétection, dans lequel les données Lidar prendraient le relais des données multispectrales dans le suivi de la croissance et du développement des plantes, et l'estimation de leur quantité de biomasse. Un tel projet pourrait être le cadre d'un projet de doctorat.

## BIBLIOGRAPHIE

- Aase, J. K. et Siddoway, F. H. (1981). Spring wheat yield estimates from spectral reflectance measurements. *Transactions On Geoscience And Remote Sensing*, IEEE. Vol. 19 pp. 78-84.
- ACIA (2006). Grains, Produits des Grandes Cultures et leurs Installations d'Exportations Agence canadienne d'inspection des aliments. (Disponible à <http://www.inspection.gc.ca/francais/plaveg/grains/r001/r-001f.shtml#4.1>)
- AGPM (2006). La Maïs dans le monde Association Générale des Producteurs de Maïs. (Disponible à [http://www.agpm.com/toutsavoir/dossier\\_cimais.php](http://www.agpm.com/toutsavoir/dossier_cimais.php))
- Anderson, J. R., Hardy, E. E., Roach, j. T. et Witmer, R. E. (1972). A land Use And Land Cover Classification System for Use With Remote Sensor Data. U.S. Geological Survey, Circular 671.
- Bannari, A., Morin, D., Huete, A. R. et Bonn, F. (1995). A Review of Vegetation Indices. *Remote Sensing Reviews*. Vol. 13 pp. 95-120.
- Baolai, G. (2007). From MATLAB To Fortran 90/95, Contrasting MATLAB And Fortran SHARCNET, The University of Western Ontario. (Disponible à [devel.sharcnet.ca/~bge/talks/matlab\\_vs\\_fortran/matlab\\_vs\\_fortran.pdf](http://devel.sharcnet.ca/~bge/talks/matlab_vs_fortran/matlab_vs_fortran.pdf))
- Baret, F., Guyot, G. et Major, D. J. (1989). TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (Canadian Symposium. Remote Sensing), Vancouver, BC, Canada.
- Bariou, R., Lacamus, D. et Le Henaff, F. (1985). Dossier de Télédétection: Indices de végétation., Centre Régional de Télédétection.
- Bernd, J. (1993). Digital Image Processing: Concepts, Algorithms, and Scientific Applications. Berlin.
- Blackmer, A. M. et Mallarino, A. P. (1996). Cornstalk testing to evaluate nitrogen management. Department of Agronomy Iowa State University.
- Borrell, A. K., Hammer, G. L. et Henzell, R. G. (2000). Does Maintaining Green Leaf Area in Sorghum Improve Yield under Drought? II. Dry Matter Production and Yield. *Crop Science*, Crop Science Society of America. Vol. 40 pp. 1037-1048.
- Brent, B. et Patrick, C. (nc). Corn Development And Key Growth Stages. Amarillo, Texas A & M.
- Buntin, D. (2007). Corn Insect Control. 2007 Georgia Pest Management Handbook. Paul Guillebeau. The University of Georgia, Departement of Entomology.
- Causton, D. R. et Venus, J. C. (1981). The Biometry of Plant Growth. London.

CCT (2006). Analyse et interprétation d'images: Classification et analyse des images Centre de Cartographie et de Télédétection, Ressources Naturelles Canada, Secteur des sciences de la Terre. (Disponible à [http://ccrs.nrcan.gc.ca/resource/tutor/fundam/chapter4/07\\_f.php](http://ccrs.nrcan.gc.ca/resource/tutor/fundam/chapter4/07_f.php))

CILF (nc). Base Terminologique Conseil Internationale la Langue Française. (Disponible à <http://www.cilf.net/bt.fr.html>)

Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educ. Psychol. Measurement*. Vol. 20(1) pp. 37-46.

Combal, B., Baret, F., Poilve, H. et Polverini, U. (2001). Using multispectral reflectance to retrieve LAI and chlorophyll content of maize and soybean. Mesures physiques et signatures en télédétection, Aussois, CNES.

Craufurd, P. Q., Vara Prasad, P. V. et Summerfield, R. J. (2002). Dry Matter Production and Rate of Change of Harvest Index at High Temperature in Peanut. *Crop Science*. Vol. 42 pp. 146-151.

Curran, P. (1980). Multispectral sensing of vegetation amount. *Progress In Physical Geography*, Hodder Arnold Journals. Vol. 4 pp. 315-341.

Decoteau, D. R. (2005). Principle of Plant Science. Debbie Yarnell, Upper Saddle River.

Doucet, R. (1992). La Science Agricole: climats, sols et productions végétales du Québec. Berger, Eastman (Québec).

Ebelhar, S. A. et Barber, K. L. (1998). Nitrogen Management of Wheat Following Corn and Soybeans. Illinois Fertilizer Conference, Urbana-Champaign.

Eckstein, W. et Munkelt, O., (1995). Extracting objects form Digital Terrain Models. Remote Sensing and Reconstruction for Three-Dimensional Objects and Scenes.

Elmqvist, M. (2002). Ground Surface Estimation From Airborne Laser Scanner Data Using Active Shape Models. Photogrammetric Computer Vision, Graz, Austria.

Elmqvist, M., Jungert, E., Lantz, F., Persson, Å. et U.Söderman (2001). Terrain Modelling And Analysis Using Laser Scanner Data. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*. Vol. XXXIV-3/W4 pp.

ESRI, E. S. R. I., Inc. (2007). ArcGIS 9.2 Desktop Help; Implementing Inverse Distance Weighted (IDW) Environmental Systems Research Institute. (Disponible à [http://webhelp.esri.com/arcgisdesktop/9.2/index.cfm?TopicName=Implementing\\_Inverse\\_Distance\\_Weighted\\_\(IDW\)](http://webhelp.esri.com/arcgisdesktop/9.2/index.cfm?TopicName=Implementing_Inverse_Distance_Weighted_(IDW)))

Evans, C. G. (1972). The Quantitative Analysis of Plant Growth. Oxford.

Fang, H., Wu, B., Liu, H. et Huang, X. (1998). Using NOAA AVHRR and Landsat TM to estimate rice area year-by-year. *International Journal of Remote Sensing*. Vol. 19 pp. 521-525.

Fleck, S., van der Zande, D., Schmidt, M. et Coppin, P. (2004). Reconstructions of tree structure from laser-scans and their use to predict physiological properties and processes in canopies. Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment, Freiburg, Germany, Institute for Forest Growth, Institute for Remote Sensing and Landscape Information Systems, Albert Ludwigs University.

Fleiss, J. (1981). Statistical methods for rates and proportions., New York.

Gamba, P., Dell'Acqua, F., Cisotta, F. et Lisini, G. (2004). High resolution InSAR "Bultscape" improvement using LIDAR as ancillary data. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 04'.

Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J. et Merzlyak, M. N. (1996). Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 58 pp. 289-298.

Heurichab, M. et Weinacker, H. (2004). Automated Tree Detection and Measurement in Temperate Forests Of Central Europe using Laserscanning Data. Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment, Freiburg, Germany, Institute for Forest Growth, Institute for Remote Sensing and Landscape Information Systems, Albert Ludwigs University.

Holben, B. N., Tucker, C. J. et Fan, C. J. (1980). Assessing soybean leaf area and leaf biomass with spectral data. *Photogrametric Engeneering and Remote Sensing*. Vol. 26 pp. 651-656.

Holmgren, J. et Persson, A. (2003). Identifying species of individual trees using airborne laser scanner. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 90 pp. 415-423.

Houldcroft, C. J., Campbell, C. L., Davenport, I. J., Gurney, R. J. et Holden, N. (2005). Measurement of Canopy Geometry Characteristics Using LiDAR Laser Altimetry: A Feasibility Study. *Transactions on Geoscience and Remote Sensing,IEEE*. Vol. 43(10) pp.

Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*. Vol. 25 pp. 295-309.

Hunt, R. (1978). Plant Growth Analysis. the Institute of Biology, London.

Hyde, P., Dubayah, R., Walker, W., Blair, J. B., Hofton, M. et Hunsaker, C. (2006). Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using multi-sensor (LiDAR, SAR/InSAR, ETM+, Quickbird) synergy. *Remote Sensing of Environment,Eslier*. Vol. 102 pp. 63-73.

Hymowitz, T. (1970). On the domestication of the soybean. *Economic botany*. Vol. 24 pp. 408-421.

Hyypä, J., Hyypä, H., Litkey, P., Yu, X., Haggrén, H., Rönnholm, P., Pyysalo, U., Pitkänen, J. et Maltamo, M. (2004). Algorithms And Methods Of Airborne Laser Scanning For Forest

Measurements. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Vol. XXXVI(8/W2) pp.

Isaaks, E. H. et Srivastava, M. R. (1989). *An Introduction to Applied Geostatistics*. Oxford University Press, New York.

ISQ (2005). Indicateurs sur l'état des cultures au Québec au cours de la saison 2005 (maïs fourrager). 23 novembre 2005. Institut de la Statistique du Québec. (Disponible à [http://www.stat.gouv.qc.ca/donstat/econm\\_finnc/filr\\_bioal/culture/etat/novembre2005/05-suivi\(1\)-maisfou\\_nov.htm](http://www.stat.gouv.qc.ca/donstat/econm_finnc/filr_bioal/culture/etat/novembre2005/05-suivi(1)-maisfou_nov.htm))

ISQ (2006). Superficie des grandes cultures, rendement à l'hectare et production, par région administrative, Québec, 2005. Institut de la Statistique du Québec. (Disponible à [http://www.stat.gouv.qc.ca/donstat/econm\\_finnc/filr\\_bioal/culture/culture/am110005.htm](http://www.stat.gouv.qc.ca/donstat/econm_finnc/filr_bioal/culture/culture/am110005.htm))

ISUE (1993). How a Corn Plant Develops Iowa State University Extension, Iowa State University of Science and Technology. (Disponible à [http://www.extension.iastate.edu/pages/hancock/agriculture/corn/corn\\_develop/CornPlantStages.html](http://www.extension.iastate.edu/pages/hancock/agriculture/corn/corn_develop/CornPlantStages.html))

ISUE (1994). How a soybean plant develops Iowa State University Extension, Iowa State University of Science and Technology. (Disponible à [www.extension.iastate.edu/pages/hancock/agriculture/soybean/bean\\_develop/](http://www.extension.iastate.edu/pages/hancock/agriculture/soybean/bean_develop/))

Jiang, L. et Islam, S. (1999). A methodology for estimation of surface evapotranspiration over large areas using remote sensing observations. *Geophysical Research Letters*. Vol. 26 pp. 2773-2776.

Jordan, C. F. (1969). Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*. Vol. 50 pp. 663-666.

Kimes, D. S., Markham, B. L. et Tucker, C. J. (1981). Temporal relationships between spectral response and agronomic variables of a corn canopy. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 11 pp. 401-411.

Kraus, K. et Pfeifer, N. (1998). A new method for surface reconstruction from laser scanner data. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*. Vol. XXXII pp. 80-86.

Lauer, J. (2003). Handling Drought-Stressed Corn. *Wisconsin Crop Manager*, University of Wisconsin System. Vol. 10(22) pp. 151-153.

Lemmens, M. J. P. M. (1997). Accurate Height Information from Airborne Laser-Altimetry. *Remote Sensing - A Scientific Vision for Sustainable Development*.

Magnussen, S., Gougeon, F., Leckie, D. et M., W. (1999). Predicting tree heights from a combination of LIDAR canopy heights and digital stem counts. IUFRO Conference on Remote Sensing and Forest Monitoring, Rogow, Poland.

Mausel, P. W., Kramber, W. J. et Lee, J. K. (1990). Optimum Band Selection for supervised classification of Multispectral Data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. Vol. 56 pp. 55-60.

McWilliams, D. A., Berglund, D. R. et Endres, G. J. (nc). Soybean Growth and Management QUICK GUIDE. North Dakota State University  
University of Minnesota. (Disponible à <http://www.ag.ndsu.edu/pubs/plantsci/rowcrops/a1174/a1174w.htm>)

Meia, C. et Durrieub, S. (2004). Tree crown delineation from digital elevation models and high resolution imagery. Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment, Freiburg, Germany, Institute for Forest Growth, Institute for Remote Sensing and Landscape Information Systems, Albert Ludwigs University.

Mette, T., Hajnsek, I. et Papathanassiou, K. (2003). Height-Biomass Allometry in Temperate Forests, Performance accuracy of height-biomass allometry. IGARSS '03.

Moran, M. S. (1997). Statement of role for remote sensing in precision crop management (PCM). Vol.

Moran, M. S. I., Y. et Barnes, E. M. (1997). Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 61(3) pp. 319-346.

Nilsson, H. E. (1995). Remote Sensing And Image Analysis In Plant Pathology. *Canadian journal of plant pathology*, Canadian Phytopathological Society. Vol. 17(22) pp. 154-166.

NRC (1997). Precision agriculture in the 21st century: Geospatial and information technologies in crop management. National Research Council, Washington, DC.

Ochi, S. et Murai, S. (1999). Analysis of relationship between NPP and population carrying capacity for major river basins in Asia. Proceedings of 9th SEIKEN Forum "Global Environment Monitoring from Space."

OCPA (nc). Corn and Canada The Ontario Corn Producers' Association. (Disponible à <http://www.ontariocorn.org/envt/envcanad.html>)

OQLF (2006). Le Grand Dictionnaire Terminologique Office Québécois de la Langue Française. (Disponible à <http://www.granddictionnaire.com>)

Paliwal, P. R. (2000). Zea mays FAO, Food and Agriculture Organization of the United Nations. (Disponible à [http://ecocrop.fao.org/GPPIS.exe\\$EC\\_Notes?Host=2175](http://ecocrop.fao.org/GPPIS.exe$EC_Notes?Host=2175))

PCI (1999a). Kappa Coefficient PCI Help gateway. (Disponible à <http://www.pcigeomatics.com/cgi-bin/pcihlp/GLOSSARY%7CKappa+coefficient>)

PCI (1999b). Maximum Likelihood Classification PCI Help gateway. (Disponible à <http://www.pcigeomatics.com/cgi-bin/pcihlp/MLC%7CDETAILS>)

PCI (2003). Focus User Guide. PCI Geomatics, St., Richmond Hill, Ontario, Canada.

Pearson, R. L., Miller, L. D. et Tucker, C. J. (1976). Handheld spectral radiometer to estimate gaminous biomass. *Applied Optics*. Vol. 15 pp. 416-418.

Pitkänen, J., Maltamo, M., Hyyppä, J. et Yub, X. (2004). Adaptive methods for individual tree detection on airborne laser based canopy height model. Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment, Freiburg, Germany, Institute for Forest Growth, Institute for Remote Sensing and Landscape Information Systems, Albert Ludwigs University.

Populus, J., Keraoui, A. K., Levasseur, J.-E. et Lennon, M. (2005). Fusion of digital photography and Lidar intensity: towards improved identification of vegetal targets in the coastal zone. Workshop on Remote Sensing of the Coastal Zone, Porto, Portugal, European Association of Remote Sensing Laboratories.

Ramousse, R., Le Berre, M. et Le Guelte, L. (1996). Introduction aux Statistiques. (Disponible à <http://www.cons-dev.org/elearning/stat/St4.html#Test%20des%20rangs%20applique%20au%20cas%20d'echantillons%20appariés>)

Richards, J. A. (1993). Remote Sensing Digital Image Analysis, An introduction. Berlin.

Richardson, A. J., Gautreaux, M. R., Torline, R. J. et Wiegand, C. L. (1974). Land use classification and ground truth correlations from simultaneously acquired aircraft and ERTS-1 MSS data. International Symposium on Remote Sensing for Environment., University of Michigan, Ann Arbor.

RNCAN (2001). Côtes et frontières du Canada Ressources Naturelles Canada. (Disponible à [http://atlas.nrcan.gc.ca/site/francais/maps/reference/outlinecanada/canada01/referencemap\\_image\\_view](http://atlas.nrcan.gc.ca/site/francais/maps/reference/outlinecanada/canada01/referencemap_image_view))

Robert, P. C., Rust, R. H. et Larson, W. E. (1994). Site-Specific Management for Agricultural Systems. Minneapolis, Minnesota, ASA-CSSA-SSSA.

Rondeaux, G., Steven, M. et Baret, F. (1996). Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 55 pp. 95-107.

Rouse, J. W., Jr., Haas, R. H., Schell, J. A. et Deering, D. W. (1973). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. ERTS Symposium, Washington, DC, U.S. Gov. Printing Office.

Schowengerdt, R. A. (1983). Techniques for Image Processing and Classification in Remote Sensing. United Kingdom Edition, new York.



Sellers, P. J. (1985). Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration. *International Journal of Remote Sensing*. Vol. 6 pp. 1335-1372.

Sellers, P. J. (1987). Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration: II. The role of biophysics in the linearity of their interdependence. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 21 pp. 143-183.

Shanahan, J. F., Schepers, J. S., Francis, D. D., Varvel, G. E., Wilhelm, W. W., Tringe, J. M., Schlemmer, M. R. et Major, D. J. (2001). Use of Remote-Sensing Imagery to Estimate Corn Grain Yield. *Agronomy Journal*. Vol. 93 pp. 583-589.

Sithole, G. (2001). Filtering Of Laser Altimetry Data Using A Slope Adaptive Filter. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing Annapolis*. Vol. XXXIV- 3/W4 pp. 203.

Slatton, K. C., Crawford, M. M. et Evans, B. L. (2000). Improved Accuracy for Interferometric Radar Images Using Polarimetric Radar and Laser Altimetry Data. Image Analysis and Interpretation, Austin, TX.

Song, J.-H., Han, S.-H., Yu, K. et Kim, Y.-I. (2002). Assessing the possibility of land-cover classification using Lidar intensity data. *Photogrammetric Computer Vision*, Graz, Austria.

StatCan (2006a) La revue des céréales et des graines oléagineuses. Statistique Canada. (Disponible à <http://www.statcan.ca/francais/freepub/22-007-XIB/22-007-XIB2006009.pdf>)

StatCan (2006b) Principales grandes cultures. Statistiques Canada. *Le Quotidien* Volume, (Disponible à <http://www.statcan.ca/Daily/Francais/060622/q060622a.htm>)

StatQc (2001). Régions Administratives du Québec. Statistiques Québec. (Disponible à [www.stat.gouv.qc.ca/clacon/reg-adm-carte.htm](http://www.stat.gouv.qc.ca/clacon/reg-adm-carte.htm))

Stombaugh, T. S., Mueller, T. G., Shearer, S. A., Dillon, C. R. et Henson, G. T. (2001). Guidelines for Adopting Precision Agricultural Practices., University of Kentucky Cooperative Extension Service. Vol.

Stresk, N. A., Rundquist, D. et Connot, J. (2002). Estimating residual wheat dry matter from remote sensing measurements. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, American Society for Photogrammetry and Remote Sensing. Vol. 68(11) pp. 1193-1201.

Swain, P. H. et Davids, S. M. (1978). remote sensing: The quantitative Approach. P. H. Swain et S. M Davids, New York.

Swain, P. H. et King, R. C. (1973). Two Effective Feature Selection Criteria for Multispectral Remote Sensing. international Joint Conference on Pattern Recognition, Washington, D.C.

Tan, C. H. et Shih, S. F. (1997). Using NOAA satellite thermal infrared data for evapotranspiration estimation in South Florida. Soil and Crop Science Society of Florida.

Thevenet, G. et Boisgontier, D. (1999). L'agriculture de précision en France: état de la situation et questions posées. L'enjeu français de l'agriculture de précision. Hétérogénéité parcellaire et gestion des intrants. Salon International du Machinisme Agricole.

Thomas, J. R. et Gausman, H. W. (1977). Leaf reflectance vs. leaf chlorophyll and carotenoid concentrations for eight crops. *Agronomy Journal*. Vol. 69 pp. 799-802.

Tucker, C. J. (1977). Spectral estimation of grass canopy variables. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 6 pp. 11-16.

UIE (2005). Value of Moisture-Stressed Corn Silage. *Tips for Crop Watchers*, University Of Illinois Extension. Vol. 6(12) pp.

Ulaby, F., T., Moore, R. K. et Fung, K. A. (1982). Microwave Remote Sensing, Active and Passive. David S. Simonett, London.

USDA (2006a). Table 16: World: Soybeans and Products Supply and Distribution United States Departement of Agriculture. (Disponible à <http://www.fas.usda.gov/psdonline/psdReport.aspx>)

USDA (2006b). World Corn Production, Consumption, and Stocks United States Departement of Agriculture. (Disponible à <http://www.fas.usda.gov/psdonline/psdReport.aspx>)

Vosselman, G. (2000). Slope Based Filtering Of Laser Altimetry Data. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing Annapolis*. Vol. XXXIII pp.

Wacker, A. G. (1971). The Minimum Distance Approach to Classification. West Lafayette, Purdue University. Vol. Ph. D.

Walburg, G., Bauer, M. E., Daughtry, C. S. T. et Housley, T. L. (1982). Effects of nitrogen nutrition on the growth, yield, and reflectance characteristics of corn canopies. *Agronomy Journal*. Vol. 74 pp. 677-683.

Wang, N. S. (2006). Compare & Contrast MATLAB/FORTRAN Departement of Chemical & Biomolecular Engineering, Universitu of Maryland. (Disponible à <http://www.glue.umd.edu/~nsw/ench250/for-mat.htm>)

Watt, P. J., Donoghue, D. N. M., McManus, K. B. et Dunford, R. W. (2004). Predicting forest height from ikonos, landsat and lidar imagery. Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment, Freiburg, Germany, Institute for Forest Growth, Institute for Remote Sensing and Landscape Information Systems, Albert Ludwigs University.

Welch, R. M. (1990). modern technologies for studying the requirements and functions of plant mineral nutrients. Instrumentation and Physiological Ecology, Tokyo.

Wiegand, C. L., Gausman, H. W., Cuellar, A. J., Gerbermann, A. H. et Richardson, A. J. (1973). Vegetation density as deduced from ERTS-1 MSS response. ERTS Symposium, Washing-

ton, DC, U.S. Gov. Printing Office.

Wiegand, C. L., Richardson, A. J., Escobar, D. E. et Gerbermann, A. H. (1991). Vegetation Indices in Crop Assessments. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 35 pp. 105-119.

Wiegand, C. L., Richardson, A. J. et Kanemasu, E. T. (1979). Leaf area index estimates for wheat from LANDSAT and their implications for evapotranspiration and crop modeling. *Agronomy Journal*. Vol. 71 pp. 336-342.

Woodhouse, I. H. (2005). Introduction to Microwave Remote Sensing. Boca Raton, FL.

Woodhouse, I. H. (2006). Predicting Backscatter-Biomass and Height-Biomass Trends Using a Macroecology Model. *Transactions on Geoscience and Remote Sensing, IEEE*. Vol. 44(4) pp.

Zhang, H., Poole, M., Turner, N. C. et Simpson, N. (2006). Crop characteristics for high yield of wheat in the high rainfall zone of Western Australia. Australian Agronomy Conference, Perth, Western Australia, Australian Society of Agronomy.

Zhang, J. et Blackmer, A. M. (2005). Measuring height to leaf collars to characterize growth. Iowa Soybean Association On-Farm Network Tm Nitrogen Conference, Ames, Iowa.

## ANNEXES

*"L'homme ne s'explique, logiquement, qu'immortel. La vie n'a de sens que si elle s'annexe l'éternité."*

*Jean-Marie Poirier,  
Le prix du souvenir*

## Annexe 1: Table de la distribution de Student's

dl	Valeurs critiques du test de Student					
	.10	.05	.025	.01	.005	.0005
Unilatéral	.10	.05	.025	.01	.005	.0005
Bilatéral	.20	.10	.05	.02	.01	.001
1	3.078	6.314	12.706	31.821	63.657	636.619
2	1.886	2.920	4.303	6.965	9.925	31.598
3	1.683	2.353	3.182	4.5415	5.841	12.941
4	1.533	2.132	2.776	3.747	4.604	8.610
5	1.476	2.015	2.571	3.365	4.032	6.859
6	1.440	1.943	2.447	3.143	3.707	5.959
7	1.415	1.895	2.365	2.998	3.499	5.405
8	1.397	1.860	2.306	2.896	3.355	5.041
9	1.383	1.833	2.262	2.821	3.250	4.781
10	1.372	1.812	2.228	2.764	3.169	4.587
11	1.363	1.796	2.201	2.718	3.106	4.437
12	1.356	1.782	2.179	2.681	3.055	4.318
13	1.350	1.771	2.160	2.650	3.012	4.221
14	1.345	1.761	2.145	2.624	2.977	4.140
15	1.341	1.753	2.131	2.602	2.947	4.073
16	1.337	1.746	2.120	2.583	2.921	4.015
17	1.333	1.740	2.110	2.567	2.898	3.965
18	1.330	1.734	2.101	2.552	2.878	3.922
19	1.328	1.729	2.093	2.539	2.861	4.883
20	1.325	1.725	2.086	2.528	2.845	3.850
21	1.323	1.721	2.080	2.518	2.831	3.819
22	1.321	1.717	2.074	2.508	2.819	3.792
23	1.319	1.714	2.069	2.500	2.807	3.767
24	1.318	1.711	2.064	2.492	2.797	3.745
25	1.316	1.708	2.060	2.485	2.787	3.725
26	1.315	1.706	2.056	2.479	2.779	3.707
27	1.314	1.703	2.052	2.473	2.771	3.690
28	1.313	1.701	2.048	2.467	2.763	3.674
29	1.311	1.699	2.045	2.462	2.756	3.659
30	1.310	1.697	2.042	2.457	2.750	3.646
35	1.31	1.69	2.030	2.438	2.724	3.591
40	1.303	1.684	2.021	2.423	2.704	3.551
45	1.301	1.679	2.014	2.412	2.69	3.520
50	1.299	1.676	2.009	2.403	2.678	3.496
75	1.293	1.665	1.992	2.377	2.643	3.425
100	1.290	1.660	1.984	2.364	2.626	3.390
120	1.289	1.658	1.980	2.358	2.617	3.373
Inf	1.282	1.645	1.960	2.236	2.576	3.291

**Annexe 2 : Valeurs critiques du test des rangs pour échantillons appariés, de Wilcoxon**

N	Niveau de signification, test unilatéral		
	0,025	0,01	0,005
	Niveau de signification, test bilatéral		
	0,05	0,02	0,01
6	0		
7	2	0	
8	4	2	0
9	6	3	2
10	8	5	3
11	11	7	5
12	14	10	7
13	17	13	10
14	21	16	13
15	25	20	16
16	30	24	20
17	35	28	23
18	40	33	28
19	46	38	32
20	52	43	38
21	59	49	43
22	66	56	49
23	73	62	55
24	81	69	61
25	89	77	68