

RÉSUMÉ	ii
REMERCIEMENTS	v
TABLE DES MATIÈRES	vii
LISTE DES FIGURES	xi
LISTE DES TABLEAUX	xiv
CHAPITRE 1: INTRODUCTION	1
1.1 Contexte scientifique	Erreur ! Signet non défini.
1.2 Problématique	Erreur ! Signet non défini.
1.3 objectifs de la recherche	6
1.4 Plan du mémoire	7
CHAPITRE 2: REVUE DE LITTÉRATURE	9
2.1 Introduction	Erreur ! Signet non défini.
2.2 Indices de végétation	Erreur ! Signet non défini.
2.3 Variables biophysiques	Erreur ! Signet non défini.
2.3.1 LAI	Erreur ! Signet non défini.
2.3.2 Biomasse	Erreur ! Signet non défini.
2.3.3 Taux de couverture	Erreur ! Signet non défini.

CHAPITRE 3: MATÉRIEL ET MÉTHODES.....	Erreur ! Signet non défini.
RÉSUMÉ	ii
REMERCIEMENTS.....	v
TABLE DES MATIÈRES.....	vii
CHAPITRE 4: RELATIONS EMPIRIQUES BASÉES SUR LES MESURES AU SOL	49
ix	
LISTE DES FIGURES	xi
Figure 15 : Les trois champs échantillonnés.....	
74	xiii
LISTE DES TABLEAUX.....	xiv

CHAPITRE 4: RELATIONS EMPIRIQUES BASÉES SUR LES MESURES AU SOL	49
4.1 Introduction.....	50
4.2 Relations entre les indices de végétation et le LAI.....	Erreur ! Signet non défini.
4.3 Relations entre les indices de végétation et le taux de couverture.....	58
4.4 Relations entre les indices de végétation et la biomasse	65
4.5	
Conclusions.....	Erreur
r ! Signet non défini.	

RÉSUMÉ	ii
REMERCIEMENTS	v
TABLE DES MATIÈRES	vii
CHAPITRE 4: RELATIONS EMPIRIQUES BASÉES SUR LES MESURES AU SOL	49
ix	
LISTE DES FIGURES	xi
. Figure 15 : Les trois champs échantillonnés.....	
74	xiii
LISTE DES TABLEAUX	xiv
CHAPITRE 6: CONCLUSIONS	94
RÉFÉRENCES	97
ANNEXE	111

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Organigramme méthodologique.....	32
Figure 2 : Image CASI de la ferme expérimentale à l'Acadie.....	34
Figure 3 : Localisation des champs agricoles étudiés.....	35
Figure 4 : Prise de mesures de réflectance à l'aide d'un spectroradiomètre.....	38
Figure 5 : Appareil LAI-2000.....	41
Figure 6 : Relation entre les indices spectraux calculés (NDVI, GNDVI, RDVI et MSR) et le LAI	53
Figure 7 : Relation entre les indices spectraux calculés (SAVI, MSAVI, OSAVI et EVI) et le LAI.....	54
Figure 8 : Relation entre les indices spectraux calculés (MTVI1 et MTVI2) et le LAI	55
Figure 9 : Relation entre les indices spectraux calculés (NDVI, GreenNDVI, RDVI et MSR) et le taux de couverture (%C) tout au long du développement des cultures	63
Figure 10 : Relation entre les indices spectraux calculés (SAVI, MSAVI, OSAVI et EVI) et le taux de couverture (%C) tout au long du développement des cultures	64
Figure 11 : Relation entre les indices spectraux calculés (MTVI1 et MTVI2) et le taux de couverture (%C) tout au long du développement des cultures	65
Figure 12 : Relations entre les indices (NDVI, GNDVI, RDVI et MSR) et la biomasse	68
Figure 13 : Relations entre les indices spectraux (SAVI, MSAVI, OSAVI et EVI) et la biomasse.....	69

Figure 14 : Relations entre les indices spectraux (MTVI1 et MTVI2) et la biomasse.....	70
Figure 15 : Les trois champs échantillonnés.....	74
Figure 16 : Carte du LAI à 1m de résolution.....	75
Figure 17 : Carte de la biomasse à 1m de résolution.....	78
Figure 18: Carte du taux de couverture à 1m de résolution.....	80
Figure 19 : Images CASI de 1 m à 20 m de résolution.....	84
Figure 20 : Cartes du LAI de 1 m à 20 m de résolution et la variation du R^2 et RMSE en fonction de la résolution.....	87
Figure 21 : Cartes de la biomasse de 1 m à 20 m de résolution et la variation du R^2 et RMSE en fonction de la résolution.....	88
Figure 22 : Cartes du taux de couverture de 1 m à 20 m de résolution et la variation du R^2 et RMSE en fonction de la résolution spatiale.....	89
Figure 23 : Variation du coefficient de variation du LAI en fonction de la résolution spatiale	91
Figure 24 : Variation du coefficient de variation du taux de couverture en fonction de la résolution spatiale	91
Figure 25 : Variation du coefficient de variation de la biomasse en fonction la résolution spatiale	92

LISTE DES TABLEAUX

Rapport-Gratuit.com

Tableau I : Description des parcelles expérimentales de L'Acadie.....	35
Tableau II: Indices de végétation calculés.....	47
Tableau III : Corrélations, pentes et ordonnées à l'origine de la relation linéaire entre le taux de couverture et les indices de végétation.....	60
Tableau IV : Corrélations, pentes et ordonnées à l'origine de la relation linéaire entre le LAI mesuré et le LAI estimé	77
Tableau V : Corrélations, pentes et ordonnées à l'origine de la relation linéaire entre la biomasse observée et la biomasse estimée	79
Tableau VI : Corrélations, pentes et ordonnées à l'origine de la relation linéaire entre le taux de couverture observé et le taux de couverture estimé.....	81

CHAPITRE 1
INTRODUCTION

1.1 Contexte scientifique

Pour la très grande majorité des pays, le secteur agricole constitue aujourd'hui un domaine d'intérêt particulièrement sensible, tant du point de vue social qu'économique ou environnemental (Bouman, 1991). Dans ce contexte, la cartographie et le suivi des espaces cultivés ont des applications dans divers domaines : inventaires des surfaces agricoles annuelles (grandes cultures) et pérennes (vergers, vignes, etc.), prévision de récolte (gestion des stocks, sécurité alimentaire), gestion des pratiques agricoles à la parcelle, ou contrôle et suivi des mesures d'aides agricoles dans un cadre réglementé (Dejean, 2002).

Au Canada, environ 16% du produit intérieur brut du pays a été généré par le secteur de l'agriculture en 2001 (Statistique Canada, 2001). Cette industrie représente en outre un domaine privilégié de l'économie canadienne grâce à ses produits qui répondent à un besoin vital des humains (Guénette, 2003). Historiquement, la productivité de l'agriculture canadienne a été véhiculée par un système de recherche et d'éducation largement financé par le secteur public (Agriculture et Agroalimentaire Canada, 2001). Récemment, les dirigeants parlent plus d'agriculture durable, inscrite dans un cadre de développement durable (Guénette, 2003). « *L'agriculture durable assure la disponibilité des ressources naturelles, préserve la qualité des sols, de l'eau et de l'air, protège la biodiversité, concourt au bien-être économique et social de tous les Canadiens, garantit un approvisionnement en produits agricoles sains et de première qualité, protège le gagne-pain et le bien-être des*

travailleurs agricoles et agroalimentaires et de leurs familles » (Agriculture et Agroalimentaire Canada 2001).

Le grand territoire qui est couvert par les activités de l'agriculture rend ce domaine propice à l'usage de données de télédétection. En effet, les méthodes traditionnelles pour mesurer les caractéristiques de croissance végétale en conditions de champs sont longues et fastidieuses. Les grandes surfaces agricoles ne sont gérées et exploitées que par peu de personnes et les caractéristiques des cultures (biomasse, taux de couverture, etc.) y sont en constante évolution dans le temps, ce qui fait de la télédétection une source d'information privilégiée dans ce milieu (Moran *et al.* 1994).

L'utilisation de la télédétection pour l'agriculture a jusqu'à présent principalement intéressé les organismes responsables de la gestion de l'agriculture à l'échelle régionale, nationale, voire mondiale. Il s'agissait principalement (Baret, 1999):

- de l'occupation du sol;
- de l'évaluation de l'importance et de l'extension de dégâts liés aux impacts climatiques tels que le gel, la sécheresse ou les inondations;
- de l'évaluation de la productivité, principalement à des échelles larges;
- Aussi pour l'évaluation de l'impact d'un surdosage des intrants sur l'environnement.

Ces dernières années, les avancées dans le domaine du machinisme agricole, alliées à une pression économique mais aussi environnementale grandissante, ont vu se développer des techniques de conduite de culture prenant en compte explicitement la variabilité à

l'intérieur des parcelles. On est arrivé ainsi à l'idée de moduler les techniques culturales à l'intérieur de la parcelle de manière à optimiser la quantité d'intrants nécessaire pour chaque zone de la parcelle (Baret, 1999). Ainsi, et depuis quelques années, une nouvelle approche dénommée « agriculture de précision » tente de remédier aux problèmes associés à l'agriculture traditionnelle. Elle préconise la prise en compte de la capacité productive de chaque type de sol à l'intérieur d'un champ afin d'y adapter les pratiques culturales (Murphy et *al.*, 1995). Cela revient à quantifier la variabilité spatiale du champ en subdivisant celui-ci en plusieurs unités homogènes pouvant être gérées individuellement et efficacement. Cette approche a pour but d'augmenter la production agricole et d'optimiser l'utilisation des intrants à la ferme.

Cette nouvelle approche permet au producteur de gérer ses champs comme s'ils étaient composés d'un ensemble de petits champs. Son succès repose sur le développement des technologies telles que les capteurs de rendement, les systèmes de positionnement global (GPS), les systèmes d'information géographiques (SIG) et la télédétection (Yang et *al.*, 1998). La combinaison du capteur de rendement et du GPS est plus courante en agriculture. Elle donne la possibilité de générer des cartes de rendement qui permettent de localiser les endroits de faible et de forte productivité et de préciser l'amplitude de leurs variations à l'intérieur du champ.

Les buts de l'agriculture de précision sont d'augmenter la rentabilité, réduire les impacts sur le milieu naturel et améliorer la qualité de la production (Viau, 2000).

Aujourd'hui, l'agriculture de précision est un sujet de recherche répandu à l'échelle du globe et l'estimation des caractéristiques de croissance végétale est l'une de ses problématiques importantes (Auernhammer, 2001).

1.2 Problématique

Dans leur majorité, les champs agricoles ne sont pas homogènes. Ils présentent des variations spatiales importantes dans leurs propriétés physico-chimiques. Celles-ci induisent différentes conditions de fertilité qui occasionnent une croissance non uniforme des cultures à l'intérieur d'un même champ. En dépit de cette hétérogénéité des champs, les agriculteurs traitent l'ensemble de leurs champs de la même manière en y appliquant uniformément la même quantité de fertilisant. Une telle pratique culturale entraîne une sur-fertilisation des zones du champ qui présentent une faible demande en éléments nutritifs, alors que les secteurs qui souffrent d'un déficit demeurent sous fertilisés. La conséquence immédiate est la baisse des rendements, ainsi qu'une dépréciation de leur qualité (Baret, 1999).

En outre, la prédiction du rendement revêt une importance primordiale pour l'ensemble des acteurs de la chaîne agro-alimentaire, des agriculteurs aux décideurs politiques. La complexité du problème de prédiction des récoltes implique que l'on essaie de tirer profit de toutes les sources d'information disponibles. Au côté des données de

terrain, topographiques et climatiques, dont l'utilisation est classique, les données issues de la télédétection prennent une place de plus en plus importante.

Comme la télédétection fait appel à des techniques en évolution rapide dans un monde en changement, ses possibilités d'applications sont en croissance constante et l'on découvre de plus en plus de domaines où elle peut avantageusement remplacer des méthodes traditionnelles d'investigation ou encore intervenir comme un outil complémentaire qui améliore l'efficacité des méthodes conventionnelles éprouvées. Elle apporte aussi une information nouvelle, et facilement localisable dans l'espace (Cayrol, 2000).

Pour pouvoir tirer profit des données de télédétection, celles-ci doivent être en accord avec le phénomène étudié. Lorsqu'il s'agit du suivi de cultures, la croissance parfois rapide de la plante nécessite des informations fréquentes. En outre, l'identification des cultures nécessite une résolution spatiale relativement haute pour s'adapter à la taille des parcelles agricoles. Toutefois, les données de télédétection, aussi pertinentes soient-elles, ne suffisent pas à mener à bien une prédiction de production. Ces informations doivent être utilisées soit dans un modèle statistique, soit en complément d'un modèle de simulation de culture (Bacour, 2001).

1.3 Objectifs de la recherche

Cette recherche s'inscrit dans un cadre d'agriculture de précision. Son objectif général est de contribuer au développement d'approches d'extraction d'information à partir de

l'imagerie de télédétection hyperspectrale en vue d'aider les producteurs à faire des choix de gestion agricole permettant d'optimiser leurs rendements. Les objectifs principaux de cette recherche sont :

- Estimer les variables biophysiques reliées aux cultures :
 - l'indice de surface foliaire : LAI
 - le taux de couverture
 - la biomasse
- Étudier la variabilité spatiale des variables biophysiques des cultures
- Déterminer l'effet du changement d'échelle sur les variables biophysiques
- Chercher la résolution optimale qui va permettre d'avoir une information pertinente et moins coûteuse.

1.4 Plan du mémoire

Afin d'atteindre nos objectifs, nous soulevons un certain nombre de questions auxquelles nous nous efforcerons de répondre au travers des divers chapitres. Ce manuscrit s'organise ainsi en six chapitres qui reprennent les étapes entreprises dans ce travail. Ils sont très brièvement présentés ci-dessous.

Chapitre 1 : il s'agit d'une présentation du contexte de recherche dans lequel s'inscrit ce travail. Il porte sur la formulation de la problématique et la définition des objectifs de la recherche.

Chapitre 2 : Une revue bibliographique est effectuée concernant les divers concepts et approches abordées dans ce mémoire : les variables biophysiques, les méthodes de leur estimation, les indices de végétation et leur classification.

Chapitre 3 : Il est consacré à la présentation de la zone d'étude et à la description des données utilisées (mesures au sol et données de télédétection).

Chapitre 4 : Ce chapitre comprend l'analyse des résultats en se basant sur la réalité terrain. Autrement dit, il consiste à évaluer la concordance entre les données obtenues à partir de l'information spectrale et les mesures des variables biophysiques réalisées sur le terrain.

Chapitre 5 : Ce chapitre se focalise sur l'application des équations de prédiction de chaque variable biophysique au niveau de l'imagerie aéroportée. L'analyse comprend à la fois une comparaison avec la réalité terrain et l'appréciation de l'effet de la résolution sur la variabilité spatiale des caractéristiques biophysiques (LAI, biomasse et taux de couverture).

Chapitre 6 : Ce manuscrit s'achève par des conclusions résumant les principaux résultats. En plus, il apporte un regard critique sur les démarches méthodologiques utilisées et des perspectives sont aussi proposées.

CHAPITRE 2
REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 Introduction

Un grand nombre de chercheurs se consacrent au développement de méthodes d'extraction de paramètres biophysiques à partir des données de télédétection. Les paramètres recherchés sont par exemple le taux de couverture, permettant le suivi des cultures, la biomasse, ou encore la surface foliaire, intervenant de manière importante dans le processus de photosynthèse. La surveillance de ces paramètres à partir de mesures sur le terrain, est impossible à grande échelle, compte tenu du travail que cela représente. La télédétection spatiale, de par sa capacité à surveiller les scènes à des fréquences allant de quelques heures à plusieurs dizaines de jours, peut apporter une solution, tout en reliant de manière fiable ces paramètres biophysiques aux données satellitales (Estève et al., 1998).

L'estimation des propriétés biophysiques à partir de données de télédétection dans le domaine optique a donné lieu à de nombreux travaux dès le lancement des premiers satellites d'observation de la Terre en s'appuyant sur les indices de végétation qui exploitent la différence de comportement de la végétation dans les divers domaines spectraux (Bariou *et al.*, 1985). Le suivi de la végétation à partir de l'espace a longtemps été limité par la faible résolution temporelle, spectrale ou angulaire des capteurs. L'évolution des techniques, la chute du coût des capteurs, et enfin une meilleure compréhension des interactions entre le rayonnement électromagnétique et la végétation (absorption, réflexion et diffusion) ont ouvert de nouvelles perspectives (Cayrol, 2000).

2.2 Indices de végétation

Les indices de végétation sont basés sur la réflectance différentielle des tissus végétaux vivants ou photosynthétiquement actifs dans les longueurs d'onde du rouge et du proche infrarouge du spectre électromagnétique dans le domaine solaire (Tucker *et al.*, 1985). En effet, les feuilles vertes réfléchissent une très faible proportion du rayonnement incident dans la bande du rouge et une très forte proportion dans la bande du proche infrarouge (Guyot, 1990). Différents indices, basés sur des combinaisons entre les réflectances dans différents canaux, ont été proposés. Ils ont été utilisés pour estimer diverses propriétés biophysiques liées directement à la productivité primaire et au taux de couverture (Tucker *et al.*, 1985; Benoit *et al.*, 1988 ; Paruelo *et al.*, 1997; Paruelo *et al.*, 2000a,b), y compris le rayonnement photosynthétiquement actif (PAR) intercepté et le LAI (Tucker, 1977; Asrar *et al.* 1984).

Dans la littérature, un grand nombre d'indices de végétation ont été développés pour différentes applications et dans des conditions bien spécifiques (Bannari *et al.*, 1995). Dans le but de réduire l'effet de facteurs externes sur les réflectances tels que le substratum sous-jacent, les conditions d'illumination (Bouman, 1991), ou les effets atmosphériques, les réflectances spectrales ont été combinées de diverses façons en indices de végétation. De nombreux indices de végétation ont ainsi été construits dans le but d'interpréter les mesures de télédétection. Ils combinent les réflectances dans le visible et le proche infrarouge (PIR). Baret et Guyot (1991) ont discuté de l'influence du le LAI, de l'inclinaison des feuilles ainsi

que du substratum sous-jacent sur plusieurs indices de végétation. Ils ont montré qu'ils peuvent être classés en trois groupes qui sont succinctement présentés dans cette section.

- Dans le premier groupe, les indices de densité qui sont très influencés par le sol lorsque la végétation n'est pas totalement couvrante.

- L'indice de Végétation NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) (Rouse et al., 1974), variant entre -1 et 1, est un rapport normalisé entre le Proche infrarouge et le Rouge

$$(1) \text{ NDVI} = (\text{PIR} - \text{R}) / (\text{PIR} + \text{R})$$

Avec : PIR = la réflectance dans le proche infrarouge,

R = la réflectance dans le rouge.

La jonction entre le domaine spectral du rouge et du proche infrarouge, utilisé dans l'équation du NDVI, est un indicateur privilégié pour tout ce qui a trait à la concentration en chlorophylle des végétaux (Guyot, 1989). Le déplacement de ce plateau ainsi que son amplitude constitue un indicateur spectral important pour la détection des stress (Carter et Miller, 1994).

Le NDVI présente aussi la particularité d'augmenter en présence de végétation. Il est le plus souvent utilisé, et les raisons de sa « popularité » historique tiennent principalement à sa simplicité de calcul, à son caractère normalisé et à sa réputation de

moindre sensibilité (par rapport aux réflectances) vis à vis de facteurs externes tels que, la géométrie de l'éclairement ou les effets atmosphériques.

Cet indice est efficace pour quantifier la biomasse (Bariou *et al.*, 1985) mais ne permet pas de détecter les variations dans le type de couvert végétal ou la pigmentation chlorophyllienne selon certains auteurs (Lichtenthaler *et al.*, 1998) alors que d'autres études montre son efficacité à discriminer l'état de santé des végétaux (Adams *et al.*, 2000).

Des études antérieurs ont montré que le NDVI est tout de même relativement sensible aux positions respectives du capteur et du soleil (effets directionnels) (Goward *et al.*, 1994, Roujean *et al.*, 1992), aux variations spatiales et temporelles de composition de l'atmosphère (effets atmosphériques) (Tanré *et al.*, 1992) et à la couleur de la strate sous jacente comme le sol et la litière (Huete *et al.*, 1985, Baret et Guyot, 1991). Malgré les défauts cités ci-dessus, le NDVI est souvent le seul indice présent dans de nombreuses bases de données multitemporelles (Los *et al.*, 1994). De plus, il montre de raisonnables corrélations avec des paramètres écologiques comme le LAI, le FPAR (*Fraction of Photosynthetically Active Radiation*) et donc continue à être utilisé comme indicateur des paramètres de végétation (Elmore *et al.*, 2000).

- RDVI (*Renormalized Difference Vegetation Index*) (Rougean and Breon, 1995)

$$(2) \text{RDVI} = (\text{PIR} - \text{R}) / (\text{PIR} + \text{R})^{1/2}$$

Malgré son utilisation intensive, NDVI sature dans le cas d'une canopée dense et il montre des relations non-linéaires avec les paramètres biophysiques tels que le LAI (Baret et Guyot, 1991; Lillesaeter, 1982). Pour cette raison, des indices améliorés ont été développés comme le RDVI (Rougean et Breon, 1995) afin d'avoir des relations linéaires avec les variables biophysiques. Cet indice proposé combine les avantages de *l'indice de végétation différencié* ($DVI = NIR - R$, Jordan, 1969) et le NDVI.

- Le MSR (*Modified Simple Ratio*) (Chen, 1996)

$$(3) MSR = (PIR / R - 1) / (PIR / R + 1)^{1/2}$$

Le MSR a été suggéré comme une amélioration du RDVI en termes de sa sensibilité aux paramètres biophysiques de la végétation par sa combinaison avec le *Simple Ratio* ($SR = NIR/R$, Jordan, 1969). Le MSR est supposé être linéairement lié aux paramètres biophysiques (Chen, 1996).

• Le Green NDVI (Gitelson et Merzlyak, 1996)

$$(4) \text{ Green NDVI} = (PIR - V) / (PIR + V)$$

Avec : V = la réflectance dans le vert

Cet indice a été trouvé pour être beaucoup plus sensible à la concentration de la chlorophylle. Il permet l'évaluation précise de la concentration des pigments puisqu'il utilise la bande verte (520-630 nm) qui est sensible à la concentration de la chlorophylle a ($0,3 - 45 \mu\text{g}/\text{cm}^2$) (Gitelson et Merzlyak, 1997)

- Dans le second groupe, de nouveaux indices ont été proposés dans le but de diminuer l'influence du couvert sous-jacent ou de l'atmosphère : le SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*) par Huete (1988), le TSAVI (*Transformed SAVI*) par Baret et Guyot (1991), l'ARVI (*Atmospherically Resistant Vegetation Index*) et le SARVI, combinaison de SAVI et d'ARVI, par Kaufman et Tanré (1992), le GEMI (*Global Environment Monitoring Index*) par Pinty et Verstraete (1992), puis le MSAVI (*Modified SAVI*) par Qi et al. (1994) ou encore le MSARVI par Huete et Liu (1994).

- Le SAVI :

$$(5) \text{ SAVI} = (1 + L) \text{ PIR} - R / \text{PIR} + R + L$$

Le facteur L est ajusté de façon à prendre en compte les variations des propriétés spectrales du sol nu, et le facteur $(1 + L)$ ne sert qu'à préserver la dynamique de l'indice. Dans le cas du SAVI, $L = 0,5$; et, dans le cas d'indices plus sophistiqués comme le MSAVI (Qi et al., 1994), L peut varier en fonction de la densité de la végétation. Cet indice prend en compte la réflectance des sols sous-jacents. Il est en fonction du coefficient $L (= 0,5)$ qui a été

ajusté de façon à prendre en compte les variations des propriétés spectrales du sol nu. Il permet un bon suivi de l'évolution de la végétation et du sol.

- Le MSAVI est conçu aussi dans le but de minimiser les effets extérieurs et pour mieux rehausser le signal issu de la végétation. Or, bien que ces indices (SAVI et MSAVI) soient basés sur des hypothèses plausibles pour minimiser les effets extérieurs, l'utilisation de l'un ou de l'autre pour caractériser les couverts végétaux peut être limitée par un certain nombre de facteurs d'ordre physique qui contrôlent le processus d'interactions entre le rayonnement électromagnétique, l'atmosphère, le couvert végétal et le sol sous-jacent (Broge et Leblanc, 2000).

$$(6) \text{MSAVI} = \text{PIR} + 0.5 - [(\text{PIR} + 0.5)^2 - 2(\text{PIR} - R)]^{1/2}$$

- Le EVI a été développé pour être plus sensible à la biomasse en réduisant au minimum l'effet d'aérosols (Justice et al., 1998). Le coefficient L est pour la correction du fond de la canopée. Et C_1 et C_2 sont les coefficients de la limite des aérosols, ils emploient la bande bleue pour corriger ces effets (Kaufman et Tanré, 1992).

$$(7) \text{EVI} = 2.5 (\text{PIR} - R) / (L + \text{PIR} + C_1 R - C_2 B)$$

Avec PIR = la réflectance dans le proche infraRouge

R = la réflectance dans le rouge

B = la réflectance dans le bleu

L = 1, C₁ = 6 et C₂ = 7.5

- Le OSAVI (*Optimized SAVI*, Rondeaux et al., 1996) est l'un des indices qui sont développés pour réduire l'impact du sol. Rondeaux et al. (1996) l'ont développé en utilisant la réflectance bidirectionnel dans les bandes infrarouge et rouge et en calculant un coefficient d'ajustement des effets des sols (0.16). Ce coefficient a été choisi comme la valeur optimale pour réduire au minimum l'effet des sols en milieu agricole.

$$(8) \text{OSAVI} = (1 + 0.16) (\text{PIR} - R) / (\text{PIR} + R + 0.16)$$

Tous ces indices sont fortement corrélés à l'indice foliaire (LAI) du couvert (Baret et Guyot, 1991 ; Clevers et Verhoef, 1993), en particulier pendant la phase de croissance de la végétation jusqu'à atteindre un niveau de saturation. Les relations entre LAI et indices de végétation sont le plus souvent déterminées empiriquement. Les performances comparées des indices notamment vis-à-vis des facteurs auxquels certains indices sont supposés résistants (les conditions atmosphériques, les propriétés du sol sous-jacent, les propriétés spectrales des éléments du feuillage, la géométrie du couvert et les effets de rangs) ont pu être évaluées à l'aide d'expériences de sensibilité menées à partir de modèles de transfert radiatif comme le modèle SAIL (Verhoef, 1984) couplés à des modèles de transfert radiatif atmosphériques comme le modèle 6S (Vermote et al., 1997). Ces études ont confirmé que

les indices de type SAVI semblent les plus performants au moins pendant la phase de croissance de la végétation. Cependant, un certain nombre d'indices de végétation (ex : NDVI) ne sont utilisables que pour des couverts denses et chlorophylliens, sans mélange de matière sèche sur pied avec la matière verte. Dans le cas d'un faible recouvrement par la végétation chlorophyllienne, il faut utiliser des indices comme le SAVI (Girard et Girard, 1999).

- Le troisième groupe comprend des indices de reconnaissance de la végétation sèche.
- NDI (*Normalized Difference Index*, McNairn et Protz, 1993) : semblable au NDVI où la bande rouge est remplacée par la bande du moyen infrarouge. Cet indice a été conçu dans le but de détecter les résidus de culture après la récolte.

$$(9) \text{NDI} = (\text{PIR} - \text{MIR}) / (\text{PIR} + \text{MIR})$$

Où : PIR = la réflectance dans le proche infrarouge

MIR = la réflectance dans le moyen infrouge

- SACRI (*Soil Adjusted Corn Residue Index*, Biard et al., 1995) : créé dans la même optique que le NDI pour détecter les résidus, cet indice a subi une transformation semblable au TSAVI proposée par Baret et al. (1989) dans laquelle on inclut dans l'algorithme les paramètres de la droite des sols.

$$(10) \text{SACRI} = a (\text{PIR} - a \text{MIR} - b) / (\text{MIR} + \text{PIR} - ab)$$

Où : a = pente de la droite des sols,

b = ordonnée de la droite des sols.

L'utilisation des bandes situés dans l'infrarouge moyen a permis de mettre sur pied de nouveaux indices qui sont sensibles au contenu en eau des feuilles et du sol amenant ainsi un nouveau paramètre de distinction des couverts (Mc Nairn et Protz, 1993). Pour le choix de la bande à utiliser dans le spectre de l'infrarouge moyen, plusieurs travaux favorisent la bande TM5 par rapport à la bande TM7 du fait qu'elle est plus sensible aux propriétés optiques du sol (Baret et *al.*, 1988 ; Mc Nairn et Protz, 1993). Cette sensibilité est accrue lors de changement du taux d'humidité de la surface du sol.

- Dans le dernier groupe, les indices développés prennent en considération la concentration en chlorophylle :

Le MTVI1 (*Modified Triangular Vegetation Index 1*, Haboudane et al., 2004) utilise les longueurs d'ondes verte, rouge et infrarouge dont la réflectance est dépendante de la structure de la feuille et de la canopée. Quant à l'indice MTVI2 (*Modified Triangular Vegetation Index 2*, Haboudane et al., 2004), il incorpore un facteur d'ajustement pour réduire les effets des sols.

$$(11) \text{MTVI1} = 1.2 [1.2 (\text{PIR} - \text{V}) - 2.5 (\text{R} - \text{V})]$$

(12) MTVI2 =

$$1.5[1.2 (PIR - V) - 2.5 (R - V)] / [(2PIR + 1)^2 - (6PIR - 5(R)^{1/2}) - 0.5]^{1/2}$$

Le TCARI (*Transformed Chlorophyll Absorption in Reflectance*, Haboudane et al., 2002) est dérivé de l'indice MCARI (*Modified Chlorophyll Absorption Index*, Daughtry et al., 2000) qui lui l'est du CARI (*Chlorophyll Absorption in Reflectance Index*, Kim et al., 1994). À l'origine l'indice CARI a été créé pour minimiser l'influence du matériel non-photosynthétique dans les données de réflectance. Le MCARI est sensible aux variations dans le taux de chlorophylle et résistant aux influences du matériel non-photosynthétique mais il est fortement influencé par différents paramètres tel le LAI, la chlorophylle et l'interaction LAI-chlorophylle. Certaines études ont en autres démontré que cet indice est aussi sensible aux éléments non-photosynthétiques (Haboudane *et al.* 2002).

$$(13) TCARI = 3 [(IR - R) - 0,2 (IR - V) (IR / R)]$$

$$(14) MCARI = [(IR - R) - 0,2 (IR - V)] (IR / R)$$

Avec : IR = la réflectance à 700 nm,

R = la réflectance dans le rouge,

V = la réflectance dans le vert.

Les longueurs d'onde approchant 550 nm et 700 nm s'avèrent être les plus sensibles à une variation de chlorophylle selon certains auteurs (Lichtenthaler et *al.* 1998; Carter et Knapp 2001). En fait, certaines études affirment que la réflectance à 550 nm est la longueur d'onde la plus corrélée avec la chlorophylle (Thomas et Gausmann, 1977; Buschmann et Nagel, 1993) alors que d'autres identifient 700 nm comme présentant une meilleure corrélation (Carter et Knapp, 2001) ou encore que les deux longueurs d'onde sont aussi sensibles une que l'autre (Blackmer et *al.*, 1994; Schepers et *al.*, 1996).

L'amplitude de pics ou de creux spécifiques dans les signatures spectrales sert, selon leur position, à corréler la réflectance avec un état des végétaux. Les longueurs d'onde d'absorption de la chlorophylle sont 680 nm pour la chlorophylle-a, 635 nm pour la chlorophylle-b et se situent aux environs de 470 nm pour les pigments de caroténoïdes. La réflectance à la longueur d'onde de 550 nm est la meilleure façon de discriminer les stress azotés chez le maïs selon une étude menée par Blackmer et *al* en 1994. Les travaux de Carter et Miller sur le soya montrent que les ratios de réflectance R694/R420; R600/R760 et R694/R760 permettent la discrimination des végétaux subissant un stress. De ces indices, R694/R760 serait le plus efficace dans la discrimination hâtive (Carter et Miller, 1994).

Par ailleurs, inspiré par l'idée générale de CARI, Broge et Leblanc (2000) ont développé l'indice triangulaire de végétation TVI (*Triangular Vegetation Index*), ce qui est censé pour caractériser l'énergie radiante absorbée par les pigments de la feuille en termes

de différence relative entre la réflectance dans le proche infrarouge et dans le rouge en même temps que l'importance de la réflectance dans le vert. Le TVI est déterminé comme la surface définie par les bandes d'absorption par le vert, le rouge et le proche infrarouge. Il est formulé comme suit :

$$(15) \text{ TVI} = 0,5 [120 (\text{PIR} - \text{V}) - 200 (\text{R} - \text{V})]$$

L'idée générale derrière le TVI est basée sur le fait que la surface totale de la triangle (vert, rouge et infrarouge) augmentera en raison de l'absorption de chlorophylle (diminution de réflectance dans le rouge) et de l'abondance de tissu de feuille (augmentation de la réflectance dans le proche-infrarouge) (Broge et Leblanc, 2000).

2.3 Variables biophysiques

Par télédétection dans le domaine spectral solaire, on peut accéder à certaines caractéristiques du couvert végétal. Ce sont les caractéristiques qui influent le plus sur la signature spectrale et/ou directionnelle de la végétation. Les caractéristiques biophysiques observables les plus utilisées pour la compréhension du fonctionnement des écosystèmes sont l'indice de surface foliaire (LAI), le contenu en chlorophylle, la fraction du rayonnement photosynthétiquement actif absorbé par le couvert (fAPAR), le taux de couverture (T.C), la biomasse et enfin l'albédo. Ici, on va aborder respectivement le LAI, la biomasse et le taux de couverture.

2.3.1 LAI

Le LAI est défini par la surface totale d'éléments de végétation verts (ne considérant qu'un seul côté des feuilles) par unité de surface au sol horizontal (Privette et *al.*, 1996). Chen et Black en 1992 l'ont défini comme la surface cumulée, sur toute la hauteur du couvert, des faces supérieures des feuilles par unité de surface du sol. C'est donc une fonction directe de l'espacement des plantes dans la parcelle et l'une des principales déterminant le champ de rayonnement au sein du couvert (Chen, 1996). Le LAI est sans doute l'élément observable par télédétection le plus important du couvert. En effet, comme les feuilles sont considérées comme les principales interfaces avec l'atmosphère pour les transferts de masse et d'énergie (Rosenberg et *al.*, 1983). LE LAI décrit à la fois (Sellers et *al.*, 1986) :

- une quantification directe de la végétation verte et indirecte de la biomasse sur la surface observée ;
- la potentialité de la photosynthèse disponible pour la production primaire ;
- une caractérisation de l'évapotranspiration (H₂O) et des flux de carbone entre la biosphère et l'atmosphère ;
- une mise en évidence des zones gravement affectées (zones stressées, attaquées par des parasites, etc.).

L'indice de surface foliaire est en outre largement utilisé en écophysiologie pour modéliser le fonctionnement des couverts, puisque ce sont essentiellement les feuilles qui conditionnent l'évapotranspiration et les flux de carbone entre la biosphère et l'atmosphère

(Rosenberg et *al.*, 1983). Il constitue une donnée d'entrée importante pour les modèles écologiques et de changement du climat (Running et Coughlan, 1988; Bonan, 1995).

Le LAI peut être mesuré directement au sol avec le LAI-2000 ou avec un planimètre lorsque les plants sont petits. En outre, il peut être estimé à l'aide d'algorithmes appliqués sur des images aéroportées ou satellitaires à condition d'avoir des mesures au sol du LAI pour l'étalonnage et la validation des données (Delécolle et Guérif, 1988). Il existe une variété de méthodes pour l'estimation du LAI à partir du sol ou par télédétection et cette situation peut entraîner une certaine confusion et une mesure d'incertitude quant à la sélection des méthodes, du concept expérimental et de l'instrumentation (Bacour, 2001).

Le LAI peut être estimé à partir des mesures de réflectances des capteurs optiques satellitaires. Les premiers travaux dans ce domaine ont été réalisés dans le cadre du projet ISLSCP (*International Satellite Land Surface Climatology Project*) (Sellers et al., 1994). L'algorithme de calcul reposait alors sur des relations empiriques avec l'indice de végétation NDVI, établies pour chaque classe d'une carte d'occupation des sols. Depuis, des méthodes plus sophistiquées ont été élaborées, utilisant des modèles de transfert radiatif qui implémentent des tables de correspondance ou des réseaux de neurones (Bacour, 2001).

Les modèles empiriques consistent à corrélérer, par des relations simples, les indices de végétation au LAI. Ils ont l'avantage d'être rapides et faciles à mettre en œuvre (Kimes et Kirchner 1982). Ils sont cependant très sensibles à un certain nombre de facteurs perturbateurs tels que la contribution du sol, les effets atmosphériques et la géométrie de visée. Pour améliorer la robustesse du LAI estimé en prenant en compte explicitement l'influence de ces différents facteurs perturbateurs, on préfère souvent utiliser les modèles physiques (Gastellu-Etchegorry *et al.*, 1996). Ces modèles décrivent le transfert radiatif au sein du couvert et permettent ainsi de relier le signal radiométrique fourni par les capteurs aux caractéristiques du couvert. La détermination du LAI nécessite d'inverser ces modèles à partir des données de télédétection. Le processus d'inversion consiste en une minimisation de l'écart entre les réflectances simulées et mesurées afin de déterminer les valeurs optimales (Camillo, 1991). Une bonne performance de l'algorithme d'inversion requiert d'une part un modèle précis qui prend bien en compte la structure du couvert et d'autre part une connaissance *a priori* de la distribution des variables du modèle qui permettra de mieux contraindre l'inversion (Maas *et al.*, 1989).

2.3.2 Biomasse

La biomasse comprend toute matière organique aérienne ou souterraine, qu'elle soit vivante ou morte. Le terme biomasse correspond à une définition commune de la biomasse au-dessus du sol et de la biomasse souterraine. La biomasse au-dessus du sol comprend toute la biomasse vivante au dessus du sol, y compris les tiges, les souches, les branches,

l'écorce, les graines et le feuillage. Par contre, la biomasse souterraine correspond à toute la biomasse de racines vivantes; les radicelles de moins de 2 mm de diamètre sont exclues, car il est souvent difficile de les distinguer empiriquement de la matière organique du sol. La biomasse sèche diffère de la verte du fait qu'elle est anhydre. La biomasse est une propriété de base qui est associée à de nombreux processus puisqu'elle décrit la quantification de la respiration des plantes sur la surface observée (Fallon, 2003). Elle est impliquée dans un nombre de processus écologiques aussi bien en relation avec l'atmosphère qu'avec le milieu terrestre (cycle du carbone, cycle de l'eau).

Des études scientifiques ont cherché, par le passé, à établir des méthodes précises, économiques et rapides, pour estimer la biomasse. Si les coupes de biomasse constituent une méthode simple à mettre en œuvre (par exemple Sims *et al.* 1978 ; Sala *et al.* 1988), cette technique est limitée par sa lenteur, son coût, le caractère destructif des mesures, et surtout par le nombre de mesures nécessaires pour produire une estimation fiable. Plusieurs travaux démontrent l'existence de forts rapports entre information spectrale et biomasse ou production primaire nette (PPN) (Goward *et al.*, 1985; Box *et al.*, 1989 ; Running, 1990; Prince, 1991; Hobbs, 1995, Paruelo *et al.*, 1997 ; Paruelo *et al.*, 2000(a)).

Plusieurs travaux ont démontré l'existence de forts rapports entre l'information spectrale et la biomasse ou la production primaire nette (PPN) (Goward *et al.*, 1985; Box *et al.*, 1989; Running, 1990; Prince, 1991; Hobbs, 1995; Paruelo *et al.*, 1997; Paruelo *et al.*, 2000(a)). Ainsi, Plusieurs chercheurs ont récemment publié des résultats proposant que les

réflectances dans le visible, le proche infrarouge et le moyen infrarouge peuvent être reliées aux conditions de croissance. Ils ont montré que les régions spectrales du rouge et de l'infrarouge sont fortement corrélées à la biomasse (Franklin, 1986; Roy et Ravan, 1996; Jakubauskas et Price, 1997). Et beaucoup d'autres ont identifié le moyen infrarouge comme étant la région spectrale la plus sensible au changement de la biomasse (Horler et Ahern, 1986; Spanner et al., 1990; Ripple et al., 1991 et Danson et Curran, 1993).

L'estimation de la biomasse peut se faire en termes de matière sèche ou d'indice foliaire. Elle demeure un problème épineux, puisque il y'a un grand nombre de méthodes d'estimations indirects (au sol et par télédétection optique) et qui donnent des résultats divergents (Fischer et *al.*, 1995). Un rapport statistique significatif a été découvert entre les indices de végétation et la biomasse verte, mais d'autres études ont aussi annoncé peu ou pas de lien entre eux (Anderson et Hanson, 1992; Anderson et *al.*, 1993). Les relations entre les cumuls d'indice de végétation et la biomasse ou la productivité sont empiriques. Ainsi pour estimer la biomasse, il faut décrire la conversion de l'énergie photosynthétiquement active en biomasse. La revue bibliographique faite par Fisher et *al.* (1995) décrit les diverses techniques utilisées pour dériver la biomasse ou la productivité des données de télédétection. Différents types de modèle de végétation ont été utilisés en complémentaire avec la télédétection. Les modèles empiriques, reliant la production de biomasse et un indice de végétation sont difficiles à utiliser en dehors de leur domaine d'application (site et type de végétation donnés); en plus, les relations empiriques et les

paramétrisations restent, de façon générale, insuffisantes pour décrire les mécanismes biophysiques (Tucker et *al.*, 1986).

2.3.3 Taux de couverture

Le taux de couverture est une variable biophysique qui caractérise généralement la « quantité de matière » du couvert végétal. Il correspond à la fraction de trou dans la direction du nadir (North, 1996). Cette variable représente donc la probabilité pour que le rayonnement solaire atteigne le sol sans avoir été intercepté par les feuilles. Elle est utilisée pour distinguer le sol de la végétation pour certains processus tels que l'évapotranspiration. La fraction de couverture dépend de certaines caractéristiques du couvert comme l'indice de surface foliaire, et en général de sa structure (Gitelson et *al.*, 2001). Le taux de couverture est une bonne mesure de la quantité de végétation présente. Sa dynamique peut être, par exemple, utilisée pour décrire la phénologie. Il est associé à de nombreux processus et il peut être utilisé comme indicateur pour moduler un certain nombre d'opérations culturales (Baret, 1999).

L'estimation de la couverture végétale est exigée pour modéliser la productivité végétale (Gower et *al.*, 1999) et la gestion des ressources agricoles (Prince, 1991). En effet, le taux de couverture représente la majeure partie participant aux cycles du carbone (par son activité photosynthétique) et de l'eau (évapotranspiration); il constitue un élément de

contrôle des transferts d'énergie entre la surface et l'atmosphère en conditionnant l'interception du rayonnement solaire et les émissions thermiques, les échanges gazeux entre la basse atmosphère et la surface, et en régulant l'humidité et la répartition de l'énergie reçue (Garratt, 1993). Le prélèvement temporel exigé pour ces applications rend nécessaire l'utilisation des données spatiales brutes. La méthodologie la plus répandue est la corrélation entre les propriétés de la végétation avec les indices de végétation (Los et al., 2000; Sellers et al., 1994).

La fraction végétale peut être estimée aussi par la technique « démixage spectral » qui permet de séparer la fraction de la couverture végétal du sol et aussi la végétation verte de la sénescence (Adams et al., 1989). La technique est basée sur un modèle de réflectance spectrale qui considère que la réflectance totale de la scène est égale la somme des réflectances des différents composants de la scène (Adams et al., 1995). Les spectres des composants peuvent être pris des bibliothèques des propriétés spectrales connues, des mesures in situ ou être dérivés potentiellement de l'image elle-même. Une fois appliqué aux données, le résultat est une série d'images de fraction (une pour chaque type de couverture) qui ont le même format que l'image originale.

CHAPITRE 3

MATÉRIEL ET MÉTHODES

3.1 Introduction

Pour réaliser cette recherche, les mesures ont été faites durant le cycle végétatif des cultures. Les parcelles expérimentales étaient localisées à la ferme expérimentale L'Acadie d'agriculture et Agroalimentaire Canada (45°17'45'' latitude nord, 73°20'45'' longitude ouest). La première partie de notre recherche a consisté à mettre en relation les variables biophysiques mesurées au sol (LAI, taux de couverture et biomasse) et les indices de végétation calculés à partir de la réponse spectrale des cultures. Des analyses statistiques ont été effectuées (coefficient de détermination, coefficient de variation, etc.) afin d'identifier les meilleurs indices de végétation pour l'estimation des variables biophysiques.

Dans un deuxième temps, on a appliqué la meilleure équation de prédiction de chaque variable biophysique aux données images hyperspectrales acquises par le capteur CASI (*Compact Airborne Spectrographic Imager*) à différentes résolutions spatiales : 1 m, 2 m, 4 m, 10 m, 15 m et 20 m. L'information fournie par les images générées nous a permis d'évaluer la variabilité spatiale des variables biophysiques d'une résolution à l'autre.

La démarche utilisée est représentée par l'organigramme méthodologique présenté dans la figure 1.

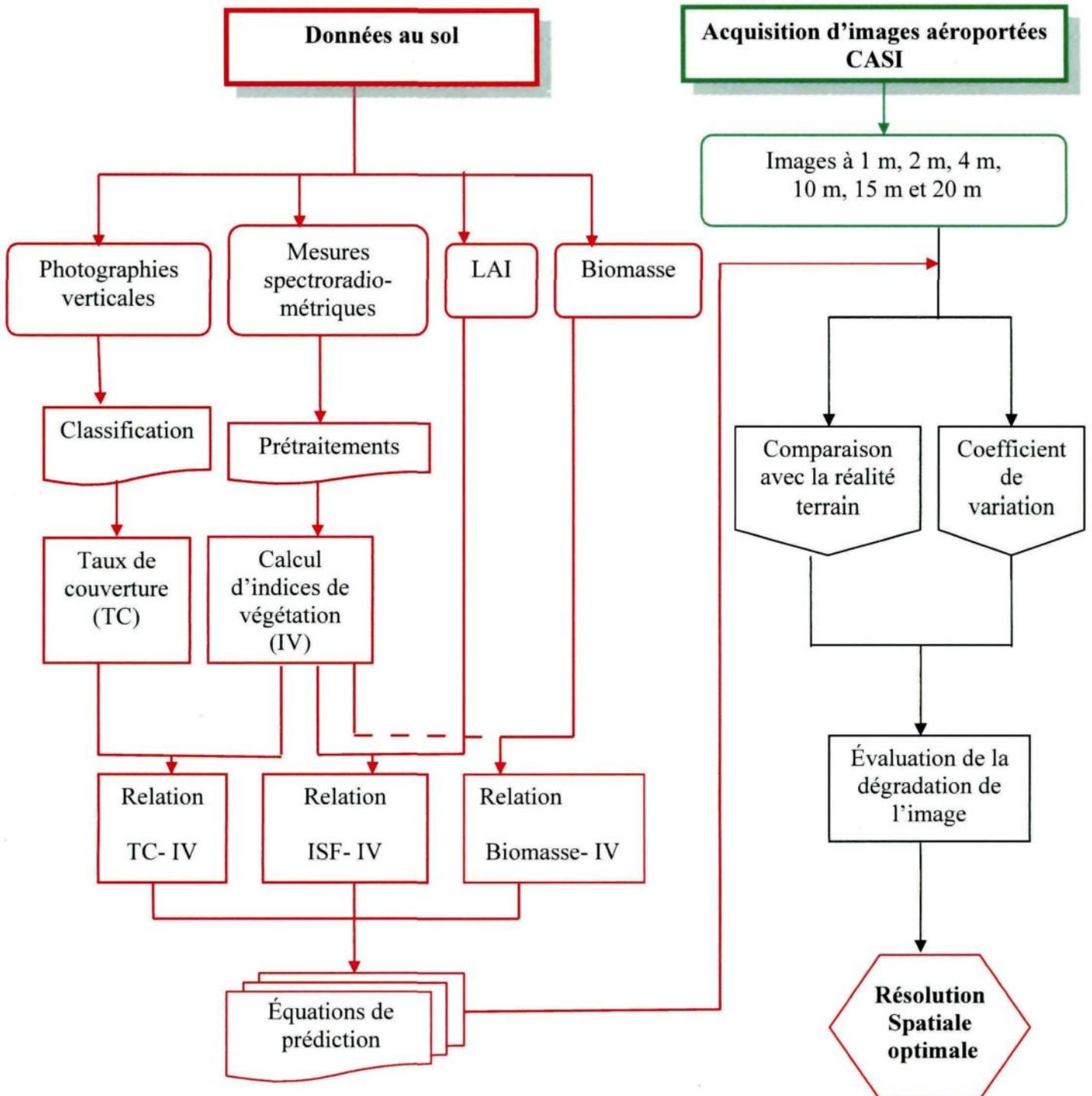


Figure 1 : Organigramme méthodologique

3.2 Site d'étude

La ferme expérimentale de l'Acadie, d'une superficie de 86 ha, est située à 8 Km à l'ouest de Saint-jean-sur-Richelieu le long de la route 219 dans la municipalité de l'Acadie (*voir schéma*). Ses coordonnées géographiques UTM sont : 630 366.35 m E, 5017149.77 m N. Elle appartient au Centre de Recherche et de Développement en Horticulture (CRDH) d'Agriculture et Agroalimentaire Canada de Saint-Jean-sur-Richelieu, Québec. Ces terres et leurs infrastructures sont utilisées principalement pour la recherche et le développement en sol minéral de la culture des légumes, des petits fruits et des plantes ornementales.

Les sols de la ferme expérimentale de l'Acadie sont situés à l'intérieur du bassin versant de la rivière L'Acadie à une altitude d'environ 45 m. La ferme expérimentale se trouve au cœur de la région physiographique de la plate forme des basses-terres du Saint-Laurent. Sous-jacent aux dépôts meubles locaux, on retrouve généralement entre 3 et 6 m de profondeur, une assise géologique constituée de roches sédimentaires de l'époque Ordovicienne, appartenant au Groupe de Trenton. Ces roches sont constituées principalement de calcaire, parfois avec des inclusions de lits de shale.

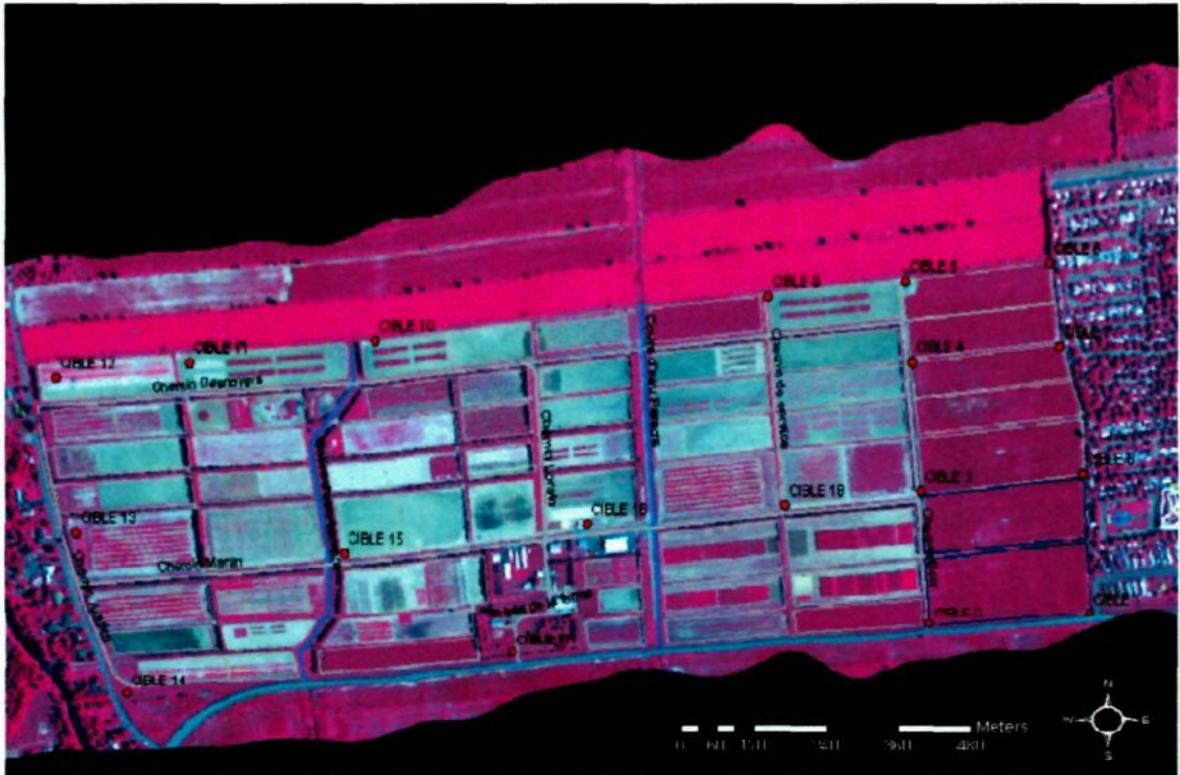


Figure 2 : Image CASI de la ferme expérimentale de l'Acadie

Lors de la campagne de terrain en 2003, l'expérimentation a porté sur les cultivars suivant : Bolero pour les pois; Matador pour les haricots; Legacy pour le maïs. Les cultivars Bolero, Matador et Legacy sont cultivés en parcelles de type commercial. Ils sont divisés en 12 répétitions numérotées de gauche à droite (figure 3). La superficie totale du cultivar Matador d'haricot est de $124 \text{ m} \times 81 \text{ m}$, celle du Bolero du pois était de $134 \text{ m} \times 84 \text{ m}$, tandis que le cultivar Legacy du maïs a une grande superficie à échantillonner par rapport aux autres cultivars : $262 \text{ m} \times 102 \text{ m}$ (Tableau I). L'augmentation du rythme et de la qualité de mesures à la ferme de l'Acadie permet d'assurer un suivi rigoureux des cultures

et d'alimenter davantage les bases de données pour la recherche et développement en agriculture de précision.

Tableau I : Description des parcelles expérimentales de L'Acadie

	Dimension	Cultures	Semis	Nombre de zones d'échantillonnage
Parcelle 9-17	2.96 ha	Mais sucré	31 mai 2003	32
Parcelle 26 ouest	0.91 ha	Haricot	10 juin 2003	24
Parcelle 26 Est	0.91 ha	Pois	13 mai 2003	24

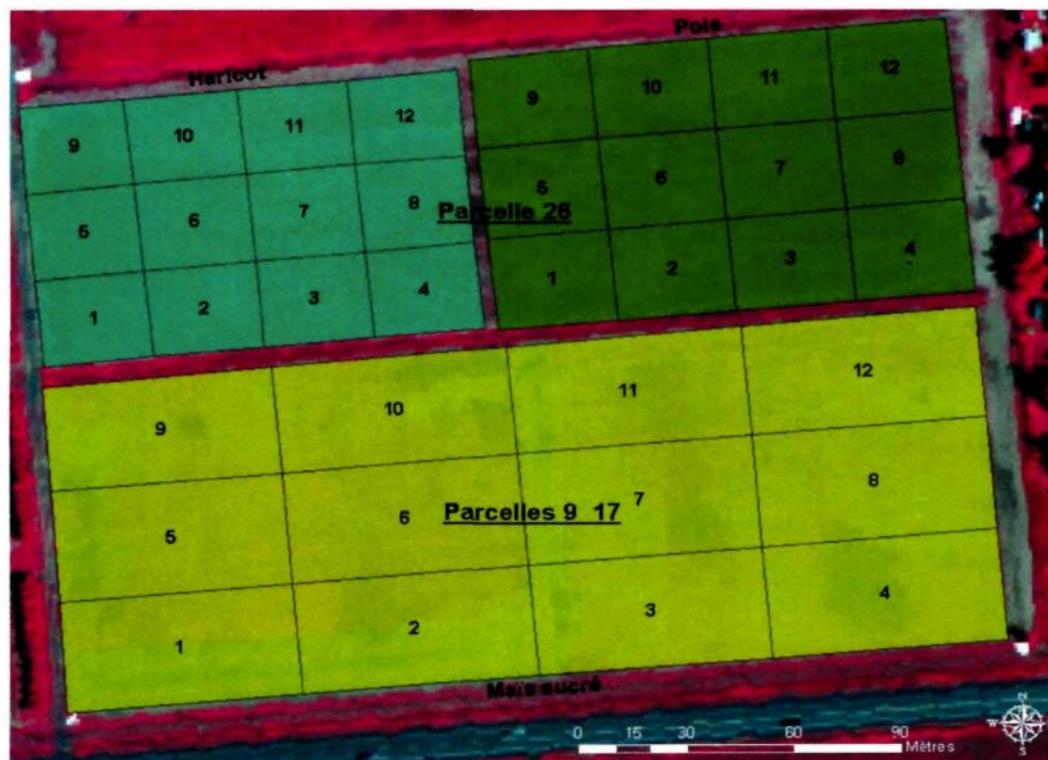


Figure 3 : Localisation des champs agricoles étudiés

Localisation des zones d'échantillonnage :

- Distribution des points de façon à couvrir l'ensemble de la surface de culture des parcelles
- Chaque point est indiqué par un drapeau avec son code inscrit.
- Le code correspond à la culture et au numéro du point d'échantillonnage.

3.3 Acquisition des données

Afin d'atteindre nos objectifs, des mesures de biomasse, d'indice de surface foliaire, du taux de couverture viennent se greffer aux mesures de réflectances au sol ainsi qu'à l'acquisition des données de télédétection.

3.3.1 Données spectroradiométriques

L'étude de la végétation nécessite des mesures de réflectances dans les longueurs d'onde autour du visible et du proche infrarouge. Les réflectances dans le proche infrarouge sont en général un témoin de l'activité photosynthétique de la plante, alors que les réflectances dans le rouge, en complément avec celles dans le proche infrarouge, permettent de mieux distinguer la végétation des sols et des formations rocheuses.

Les mesures de réflectances sont prises au long de la journée dans les longueurs d'ondes du visible et du proche infrarouge, et l'équipement nécessaire pour effectuer ces mesures est :

- Un spectroradiomètre modèle Fiedspec Handheld d'ASD (*Analytical Spectral Divece*),
- Un Ordinateur portable pour l'enregistrement des données,
- Une surface lambertienne « Spectalon » pour l'étalonnage des mesures spectroradiométriques,
- Perche télescopique (issue d'une mire télescopique graduée d'une longueur maximale de 7,6 m)
- Chariot transportant le matériel à l'intérieur de la parcelle ou du champ
- Véhicule tout-terrain

Les caractéristiques des prises de mesures sont :

- la zone doit avoir une dimension de 1 m²;
- la zone balisée à l'aide d'un GPS;
- l'appareil au-dessus de la zone : NADIR à 2,46 mètres;
- l'heure de prises de données : entre 10h00 et 14h 00
- Moins de 10% de couverture nuageuse au moment de la prise de données
- Fréquence des mesures : 1 à 2 fois par semaine, de la première levée jusqu'au moment de récolte de chaque culture.

- Prise de mesures dans le rang et l'inter-rang pour chaque point d'échantillonnage.

La vraie mesure correspond à la moyenne des deux.



Figure 4: Prise de mesures de réflectance à l'aide d'un spectroradiomètre

3.3.2 Images hyperspectrales CASI

CASI est un imageur hyperspectral aéroporté, conçu pour acquérir des images dans un grand nombre de bandes spectrales. La gamme spectrale couverte par 288 canaux varie entre 0.4 et 0.9 μm (Virnstein et Tepera, 1997). D'un point de vue géométrique, c'est un capteur de type *push broom*, c'est-à-dire qu'une barrette de détecteurs située dans le plan focal observe à un instant donné une ligne du terrain, perpendiculaire à la trajectoire. C'est le déplacement de l'avion qui permet d'obtenir successivement toutes les lignes de l'image.

Les avantages que présente ce type de capteur sont liés à ses résolutions spatiale et spectrale. Le fait d'utiliser un capteur aéroporté permet d'obtenir une meilleure résolution spatiale que les capteurs sur plate-forme satellitale usuels. D'autre part l'emploi d'un imageur hyperspectral comme CASI, utilisant un grand nombre de bandes spectrales, assure une résolution spectrale fine qui doit permettre une meilleure discrimination des objets selon leurs caractéristiques spectrales (leur couleur).

La supériorité du spectro-imageur aéroporté en termes de résolutions spatiale et spectrale a une contre-partie, liée à la nécessité de voler très bas. Cela implique des distorsions géométriques importantes, des scènes étroites qui alourdissent la procédure de mosaïquage et des effets liés à la grande ouverture angulaire (effets atmosphériques, effets optiques...). Ces effets sont corrigés en grande partie mais des effets résiduels restent présents dans le produit final mais qui ne présentent pas un impact sur les paramètres extraites de l'image.

À la ferme expérimentale de l'Acadie, des images CASI ont été acquises le 14 Août 2003 à différentes résolutions spectrales (1m, 2m, 4m, 10m, 15m et 20m) de façon à couvrir spatialement les sites étudiés. Ces images permettent de bien distinguer nettement les cultures qui se distinguent par leurs caractéristiques spectrales.

La distinction se fait par une différence dans la texture et les teintes (figure 3). Les teintes claires montrent des fortes réflectances alors que les teintes plus sombres ont des

faibles réflectances. Cette analyse visuelle indique qu'il existe des différences radiométriques entre les cultures. Et les principales causes possibles sont:

- propriétés optiques foliaires différentes,
- différences du LAI,
- architectures différentes du couvert. Un effet "structure" peut intervenir à l'échelle de la parcelle, avec la densité et les dimensions des végétaux.

3.3.3 Variables biophysiques

3.3.3.1 LAI

Les mesures de l'indice de surface foliaire LAI, représentant une mesure de la superficie du feuillage par unité de surface au sol, autrement dit, la surface foliaire totale d'une plante divisée par la surface de sol qu'elle occupe. Elles sont prises elles aussi tout au long de la saison. Il est mesuré avec le LAI-2000 (Figure 5) pour tous les cultivars, excepté pour deux ou trois dates en début de saison lorsque les plants sont petits et qui doivent être mesurés avec le planimètre. Les deux méthodes de prise de données de LAI sont équivalentes. Ces données ont été acquises dans les parcelles de L'Acadie en même temps que les mesures de réflectances.

Calcul des mesures du planimètre :

(Moyenne des mesures de planimètre (en cm^2) pour 1 mètre) x 1.333 (haricots et maïs) ou
6.666 (pois)/10 000



Figure 5 : Appareil LAI-2000

3.3.3.2 Biomasse

Des mesures de la biomasse ont été effectuées pour tous les cultivars. Des quadrats de 1 mètre ont été délimités et récoltés. Le poids frais du feuillage et des fruits a été mesuré pour chaque 1 mètre carré de biomasse. La biomasse a été séchée et de nouveau pesée pour déterminer le pourcentage d'humidité et le poids de la biomasse sèche.

3.3.3.3 Taux de couverture

Les photographies, prises en même temps que les mesures de réflectances, sont également intéressantes. Elles permettent d'avoir une approche multirate du terrain. Pour déterminer la densité du couvert végétal, on a utilisé une caméra numérique et les photos enregistrées étaient en format RAW.

3.4 Prétraitements et traitements des données

3.4.1 Prétraitements des images CASI

La recherche nous amène à utiliser des appareils informatiques sophistiqués. Le logiciel PCI est conçu pour traiter un bon nombre de données numériques. C'est un système de traitement d'images aéroportées ou satellitaires. Ce système permet de faire des corrections géométriques d'images et les géocoder, selon une projection cartographique précise. Une fois géocodées, les données peuvent être introduites dans un système d'information à référence spatiale ou géographique. L'une des particularités du système PCI est le nombre de programmes variés utilisés pour la classification satellitaire et aérienne multispectrale et hyperspectrale. Celles-ci sont basées sur les signatures spectrales de différents types de couvert terrestre. La possibilité d'exécuter des rehaussements d'images en leur donnant plus de clarté pour l'interprétation visuelle est un autre aspect

important de ce système. PCI utilise plusieurs interfaces. Pour la réalisation du projet, les interfaces Xpace et IMAGEWORKS ont été utilisées.

Corrections géométriques

Le positionnement géométrique des différents éléments nécessite la connaissance, pour chaque élément de l'image (pixel), des coordonnées dans un système de référence. Or, chaque image a une géométrie particulière liée au mode d'acquisition de la donnée. Elle n'est donc pas directement et exactement superposable à une autre image.

Cependant, il est possible de modifier la géométrie des images en fonction d'un système pris comme référence. Cette opération est appelée « correction géométrique » ou plus précisément « géocodage » et s'appuie sur un modèle mathématique de correction qui établit une relation entre les coordonnées image et les coordonnées cartographiques du système de projection utilisé (ici, le système UTM). Les corrections géométriques sont appliquées en général sur les images pour réduire les déformations géométriques intervenues lors de l'enregistrement de la scène :

- les distorsions causées par l'environnement (courbure de la terre, variation d'altitude au sol, etc.);
- les distorsions dues aux erreurs des systèmes de mesure;
- les distorsions provenant des mouvements de la plate-forme : roulis, tangage, lacet, vitesse et altitude.

Corriger géométriquement une image consiste toujours, en premier lieu, à déterminer une relation entre les coordonnées dans l'image brute et les coordonnées dans le système de référence utilisé. On estime alors les déformations à l'aide de points d'appui que l'on connaît par leurs positions sur le terrain et dans les images à corriger. La localisation des points d'échantillonnage est traduite sous forme de coordonnées géographiques exprimées en Longitude et Latitude. Ces points doivent se convertir en coordonnées dans le système de projection UTM NAD 83 zone 18 Nord T E012.

Corrections atmosphériques

La correction des différentes perturbations atmosphériques nécessite en tout premier lieu de connaître tous les paramètres atmosphériques qui interfèrent au moment de l'acquisition des images. Afin d'estimer ces paramètres avec une bonne précision, durant la journée d'acquisition de l'image, une campagne de mesures a été organisée sur le territoire d'étude pour mesurer l'épaisseur optique des aérosols à 550 nm. Cette dernière a été utilisée par la suite comme une donnée d'entrée au modèle 5S (Simulation du signal satellitaire dans le spectre solaire) (Tanré et *al.*, 1985) pour déterminer, entre autres, la transmission des gaz, la transmission atmosphérique totale et la réflectance intrinsèque à l'atmosphère, à l'altitude du capteur. Notons que c'est la version du modèle 5S, adaptée par Teillet et Santer (1991) à la télédétection aéroportée, qui a été utilisée. Cette nouvelle version tient compte de l'altitude de la surface du sol et l'altitude du capteur.

3.4.2 Traitements des photographies

Afin d'obtenir le taux de couverture au sol qui constitue la vérité terrain, les images numériques verticales ont été classifiées, c'est-à-dire que les éléments semblables de l'image, présentant les mêmes caractéristiques spectrales, ont été regroupés en « classes ». La classification dite dirigée qui a été réalisée dans ce traitement. Cette classification a pour but d'utiliser notre connaissance des données et d'entraîner le logiciel à reconnaître les classes désirées. Les pixels de l'image sont regroupés dans des classes où ils peuvent être superposés sur la donnée originale (végétation, sol et ombre). Une bonne connaissance du terrain est requise pour valider les résultats. Chacune des classes possède son code, le nombre de pixels calculés faisant partie de la classe, la superficie couverte et le pourcentage qu'elle couvre.

Pour réaliser cette étude, c'est la classification par maximum de vraisemblance qui a été choisie après avoir tester les autres classifications (distance minimale et parallélépipèdes). La classification par maximum de vraisemblance tient compte de l'orientation de la distribution dans l'espace spectral en évaluant quantitativement la variance et la covariance de la réponse spectrale pour déterminer la classe d'un pixel. C'est une fonction paramétrique (traitements des signatures des classes selon des lois probabilistes) reposant sur le théorème de Bayes (Bonn et Rochon, 1993). Pour ce faire, un nuage de points Gaussien (distribution normale) est formé. La distribution de cette réponse spectrale est décrite par la moyenne des vecteurs et par la matrice de covariance. C'est avec

le traitement de ces statistiques que le logiciel peut calculer la probabilité qu'un pixel peut se retrouver dans une certaine classe.

3.4.3 Prétraitement et organisation des données au sol

Cette phase consiste à prendre connaissance de toutes les données et métadonnées disponibles concernant chaque point d'échantillonnage du site d'étude et d'en faire la sélection, la validation et le classement afin d'obtenir une configuration opérationnelle. L'analyse des données recueillies s'est faite après avoir complété la campagne de mesures à la ferme expérimentale de l'Acadie. Selon la variable en question, le prétraitement et la saisie à effectuer ont été minimes puisque les appareils fournissent des fichiers numériques. Les prétraitements consistaient à éliminer certains spectres aberrants et à organiser la base de données à référence spatiale (spectres) avec les variables mesurées au sol : le LAI, la biomasse et le taux de couverture correspondant.

3.4.4 Équations de prédiction des variables biophysiques

En plus des mesures de réflectances pour chaque bande spectrale, plusieurs indices de végétation ont été définis pour l'analyse de régression simple. Trois familles d'indices spectraux ont été calculées à partir de mesures de réflectances sur le terrain pour les trois cultures (Haricot, Pois et Maïs). Le nombre important d'indices de caractérisation de la

végétation par réflectance implique un choix stratégique tant qu'à l'indice le plus efficace pour discriminer les variations à l'étude.

Tableau II: Indices de végétation calculés

	Les indices calculés	Auteurs
1ère catégorie	$\text{NDVI} = (\text{PIR} - \text{R}) / (\text{PIR} + \text{R})$ $\text{RDVI} = (\text{PIR} - \text{R}) / (\text{PIR} + \text{R})^{1/2}$ $\text{MSR} = (\text{PIR} / \text{R} - 1) / (\text{PIR} / \text{R} + 1)^{1/2}$ $\text{Green NDVI} = (\text{PIR} - \text{V}) / (\text{PIR} + \text{V})$	<p>Rouse et al., 1974</p> <p>Rougean et Breon, 1995</p> <p>Chen, 1996</p> <p>Gitelson et al., 1996</p>
2ème catégorie	$\text{SAVI} = (1 + \text{L}) (\text{PIR} - \text{R}) / (\text{PIR} + \text{R} + \text{L})$ $\text{MSAVI} = \text{PIR} + 0.5 - [(\text{PIR} + 0.5)^2 - 2(\text{PIR} - \text{R})]^{1/2}$ $\text{EVI} = 2.5 (\text{PIR} - \text{R}) / (\text{L} + \text{PIR} + \text{C}_1 \text{R} - \text{C}_2 \text{B})$ $\text{OSAVI} = (1 + 0.16) (\text{PIR} - \text{R}) / (\text{PIR} + \text{R} + 0.16)$	<p>Huete, 1988</p> <p>Qi et al., 1994</p> <p>Liu & Huete, 1995</p> <p>Rondeaux et al., 1996</p>
3ème catégorie	$\text{MTVI1} = 1.2 [1.2 (\text{PIR} - \text{V}) - 2.5 (\text{R} - \text{V})]$ $\text{MTVI2} = \frac{1.5 [1.2 (\text{PIR} - \text{V}) - 2.5 (\text{R} - \text{V})]}{[(2\text{PIR} + 1)^2 - (6\text{PIR} - 5(\text{R})^{1/2}) - 0.5]^{1/2}}$	<p>Haboudane et al., 2003</p> <p>Haboudane et al., 2003</p>

L'ensemble de ces indices a été testé sur les variables biophysiques acquises lors de l'expérience. Les résultats obtenus à partir des régressions simples nous permettent d'identifier les indices qui sont les plus adéquats pour l'estimation des variables biophysiques suivants : LAI, taux de couverture et biomasse, et ainsi, de déduire l'équation de prédiction de chaque variable.

Les mesures effectuées lors du vol CASI du LAI, de biomasse et du taux de couverture ne sont pas utilisées dans la section concernant l'établissement des équations de prédiction. Elles ont été gardées pour la validation sur les images CASI après application des meilleures équations de prédiction.

CHAPITRE 4

RELATIONS EMPIRIQUES BASÉES SUR LES MESURES AU SOL

4.1 Introduction

Un grand nombre d'études ont mis en évidence des relations entre variables spectrales et variables de croissance pour différents types de couverts végétaux. Sellers et al. (1992) classe ces relations empiriques en trois grands groupes :

1. relations concernant l'estimation des variables biophysiques;
2. relations visent à estimer les flux décrivant les caractéristiques d'absorption du rayonnement et;
3. relations visent à estimer les flux traduisant les échanges biophysiques.

Dans le premier cas, plusieurs auteurs ont démontré l'aptitude des indices de végétation à estimer les variables biophysiques comme l'indice foliaire (LAI), la biomasse ou le taux de couverture de la canopée (Tucker *et al.* 1981 ; Asrar *et al.*, 1984 ; Paruelo *et al.* 2000a, Paruelo *et al.*, 2000b). La relation reste non linéaire pour le LAI et la biomasse et présente une saturation pour les valeurs élevées. Dans notre étude, les données de réflectances mesurées des trois cultures (Haricot, Pois et Maïs) ont d'abord été utilisées pour évaluer l'aptitude de l'information spectrale à reproduire le cycle de croissance des végétaux et puis pour calculer des indices de végétation. Avant d'effectuer les analyses statistiques de régression, on s'assurait d'avoir un échantillonnage représentatif d'évolution des variables biophysiques pour une saison de croissance. L'analyse statistique de la distribution des réflectances a démontré qu'il n'existait aucune différence significative entre les diverses

cultures considérées. Dans un esprit de généralisation, nous avons intégré les trois cultures (pois, haricot et maïs) dans un même échantillonnage. En plus, l'augmentation des indices de végétation par rapport au LAI suit sensiblement la même tendance pour toutes les 3 cultures.

Dans un premier temps, une méthode de régression a été appliquée entre les indices de végétation calculées à partir des données spectroradiométriques et les mesures terrain de LAI, taux de couverture et biomasse. Cette méthode a pu être développée grâce à la disponibilité des mesures au sol des variables biophysiques durant tout le cycle végétatif des trois cultures (pois, haricot et maïs).

Les relations empiriques basées sur les mesures au sol que nous allons étudier dans cette section sont respectivement :

- Relations entre le LAI et les indices de végétation;
- Relations entre la biomasse et les indices de végétation;
- Relations entre le taux de couverture et les indices.

4.2 Relations entre les indices de végétation et le LAI

Les relations que nous allons étudier ont été déterminées à partir des données au sol. Et comme première approximation de l'étude, on présente l'évolution des indices de végétation en fonction du LAI pour l'ensemble des cultures. Cette étude permet de

déterminer des relations empiriques « Indice de végétation - LAI ». Il existe différents types de relations entre les indices de végétation et le LAI : linéaire, algorithmique, exponentielle, etc. Mais, l'analyse de la bibliographie fait apparaître, de manière générale, une relation de type non linéaire et plutôt exponentielle entre les indices de végétation et l'indice LAI (par exemple Hatfield *et al.* 1985; Sellers, 1987; Running et Nemani, 1988; Clevers, 1988). Les meilleures correspondances sont obtenues par des relations de ce type (Baret et Guyot, 1991; Leblon et Guerif 1991; Bouman, 1992; Clevers et verhoef, 1993; Guerif *et al.* 1995 ; Gilabert *et al.* 1996; Tian *et al.* 2000, Haboudane *et al.*, 2004). Dans notre étude, nous avons repris aussi l'analyse des relations entre les indices spectraux et LAI par des courbes d'évolution exponentielle.

a. Première catégorie d'indices spectraux (NDVI, RDVI, Green NDVI et MSR)

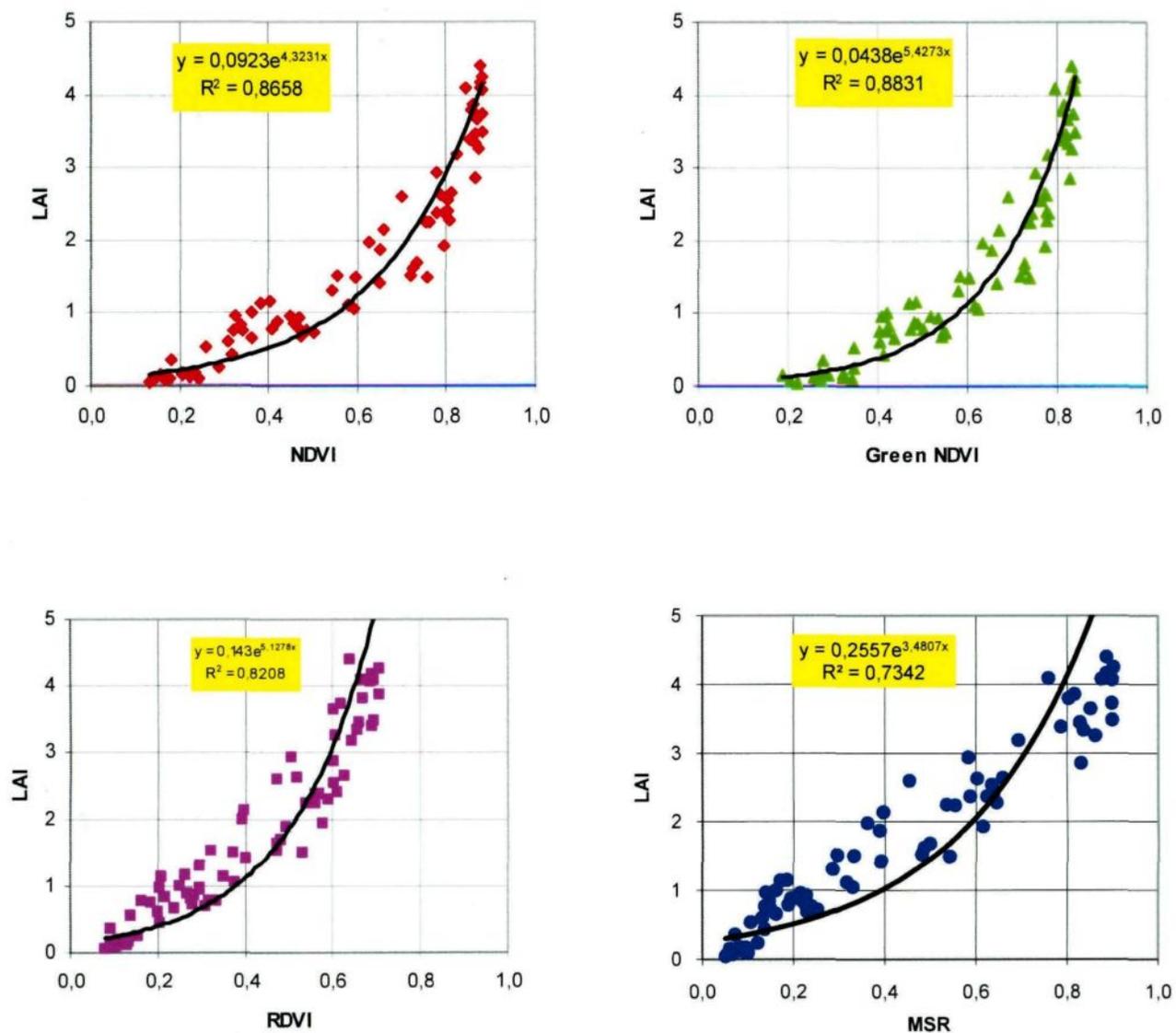


Figure 6 : Relation entre les indices spectraux calculés (NDVI, GNDVI, RDVI et MSR) et le LAI.

b. Deuxième catégorie d'indices spectraux (SAVI, MSAVI, OSAVI et EVI)

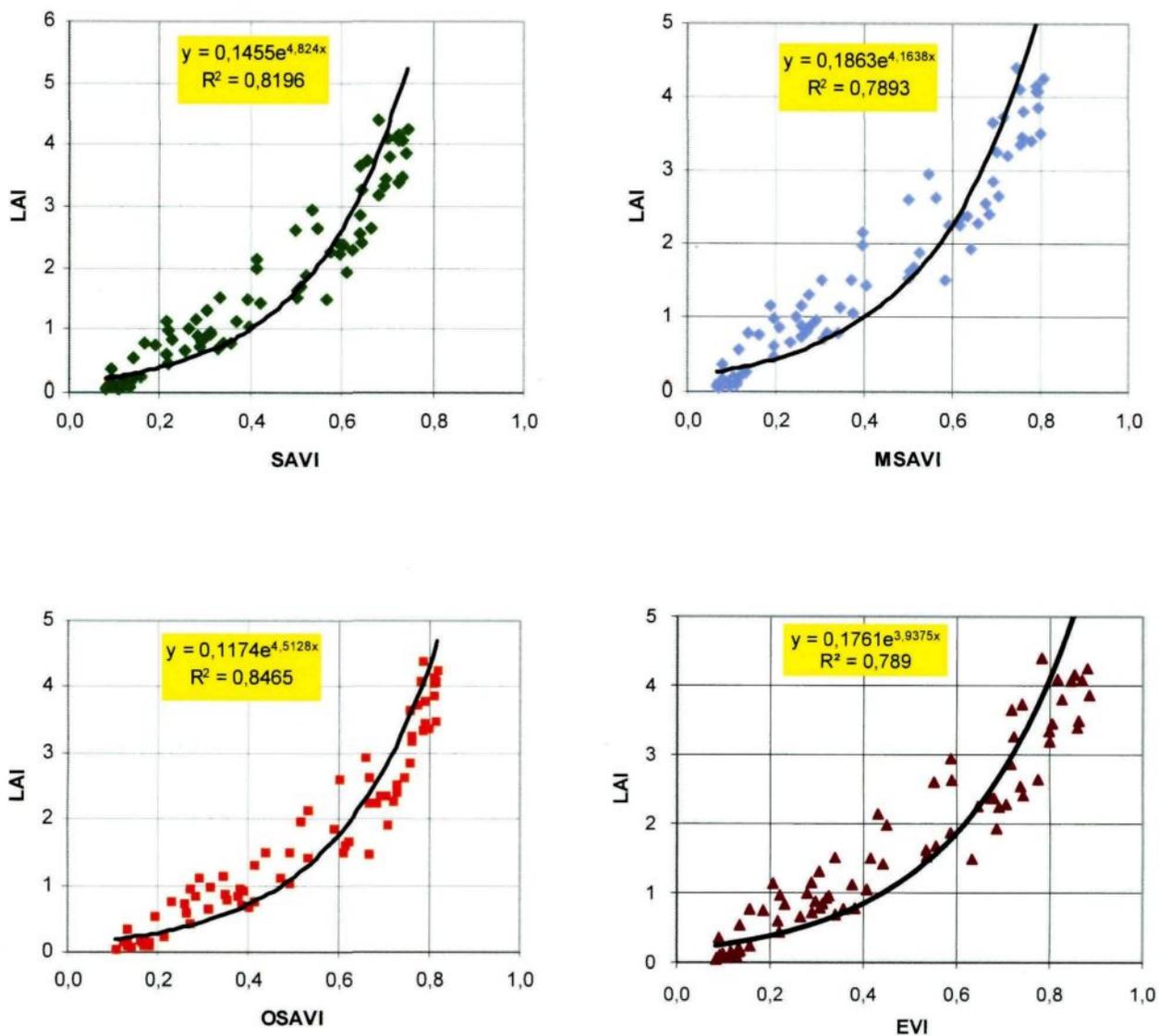


Figure 7 : Relation entre les indices spectraux calculés (SAVI, MSAVI, OSAVI et EVI) et le LAI.

c. Troisième catégorie d'indices spectraux (MTVI1 et MTVI2)

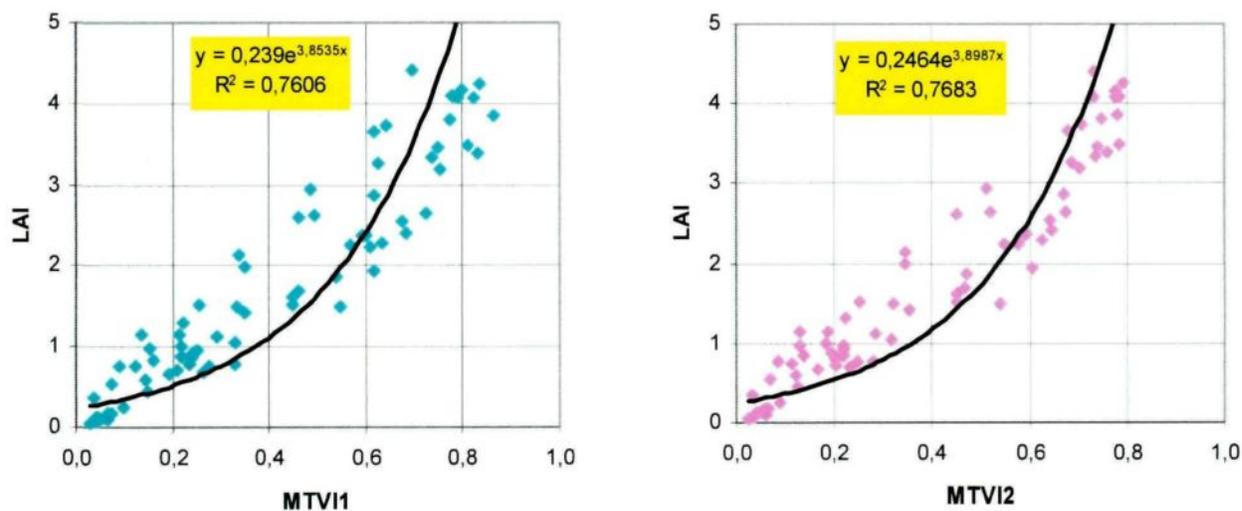


Figure 8 : Relation entre les indices spectraux calculés (MTVI1 et MTVI2) et le LAI.

Comme on l'a signalé auparavant, les relations obtenues entre les indices de végétation et le LAI sont de type exponentiel. La variation des indices spectraux suit les traits de la croissance des cultures. Il est à noter que les échantillons dont le LAI est inférieur à 0,25 présentent un problème de mesures du LAI. La différence principale entre ces indices spectraux réside dans l'effet de saturation quand le LAI augmente. Mais pour choisir le meilleur indice pour la prédiction du LAI, il faut comparer entre:

- les niveaux de saturation des indices spectraux;
- les coefficients de corrélation R^2 ;
- La dispersion des nuages des points tout en long de la courbe d'évolution.

Les indices de la première catégorie (figure 6) atteignent un niveau de saturation asymptotique quand le LAI excède 2,5; tandis que les indices de la deuxième catégorie surtout le MSAVI et le EVI (figure 7) montrent une meilleure tendance sans saturation claire à des valeurs élevées du LAI. Les indices SAVI et OSAVI (figure 7) et les indices de la troisième catégorie (MTVI1 et MTVI2) (figure 8) montrent un comportement semblable, Ils sont moins affectés par la saturation que le NDVI.

Les valeurs du coefficient de corrélation (R^2) sont utilisées pour comparer les résultats et s'assurer de leur signification statistique. L'utilisation du coefficient R^2 permet de déterminer la signification de la relation en vérifiant si la pente de la relation est propice à l'estimation de la variable dépendante du LAI (Hines et Montgomery, 1990; Scherrer, 1984). La comparaison des valeurs obtenues est donc indispensable. Une valeur relativement faible du coefficient de corrélation des relations empiriques indique cependant que leur utilisation peut entraîner des erreurs non négligeables sur l'estimation du LAI.

Dans la première catégorie, Lorsque nous utilisons des indices de végétation comme le NDVI qui est l'indice le plus largement utilisé et le Green NDVI, on découvre une bonne corrélation avec un coefficient de corrélation égal à 0,88. Ces indices de végétation sont en effet très souvent cités dans la littérature et peuvent ainsi servir de base de comparaison entre différentes études. Les études utilisant le NDVI demeurent toujours intéressantes. Le NDVI présente la particularité d'augmenter en présence de végétation. Cette particularité

trouve son origine dans la forme des spectres de réflectances du sol et de la végétation (Jacob, 1999)

D'après l'ensemble des données utilisées, il est évident que les indices de végétation sont significativement corrélés au variable de croissance LAI. Ceci est en accord avec les résultats de travaux antérieurs tels que de Sellers *et al.* (1992); lesquels ont montré le potentiel des indices de végétation pour décrire le fonctionnement de la végétation.

La relation entre les indices de la deuxième catégorie (SAVI, MSAVI, OSAVI et EVI) et le LAI des parcelles échantillonnées (figure 7) montre une très bonne corrélation surtout pour l'indice OSAVI dont le coefficient de corrélation R^2 est de l'ordre de 0,84. La moins bonne valeur de corrélation obtenue dans cette famille d'indices est celle du EVI et du MSAVI avec un coefficient R^2 de l'ordre de 0,78. Le SAVI montre aussi une bonne corrélation avec un coefficient de 0,81. Les indices MTVI1 et MTVI2 (figure 8) montre des bons coefficients de corrélation (0,76) mais ils sont moins élevés que les autres coefficients obtenus avec les indices de la première et la deuxième catégorie.

Pour la dispersion des points au long de la courbe d'évolution, les indices NDVI et Green NDVI (figure 6) présentent le meilleur comportement mais ces deux relations telles que mentionnées auparavant exposent le problème de la saturation à des valeurs élevées du LAI. Tous les indices exposent une considérable dispersion causée par la concentration en chlorophylle et/ou l'influence d'autres caractéristiques de la canopée. En effet, ces indices sont conçus pour mesurer la verdure de la végétation dans laquelle le contenu en

chlorophylle joue un rôle important (Haboudane et al., 2002). L'indice spectral OSAVI (figure 7) présente la particularité d'avoir une dispersion plus faible que les autres indices avec une légère surestimation des valeurs moyennes; il y'a une certaine amélioration dans la distribution des échantillons le long de la courbe d'évolution.

Les résultats portent à conclure que l'indice spectral OSAVI est le meilleur indice pour la prédiction du LAI pour le jeu de données dont on dispose. Cet indice nous permet d'examiner la chronoséquence entière du LAI et donne une bonne corrélation avec le LAI dont le coefficient de corrélation est de l'ordre de 0,84. L'information issue de la télédétection apparaît donc utilisable pour l'estimation de l'indice foliaire (LAI), comme cela a été établi par Paruelo *et al.* (2000 a) ou Cayrol *et al.* (2000). Par ailleurs, nos résultats confirment ceux de Cayrol *et al.* (2000) montrant que le LAI est bien relié aux indices de végétation, ces derniers étant directement reliés aux propriétés biophysiques associées aux feuilles vertes.

4.3 Relations entre les indices de végétation et le taux de couverture

La réflectance d'un couvert végétal ne dépend pas seulement des propriétés d'absorption et de diffusion des feuilles mais aussi de son architecture. Celle-ci varie selon la forme, la dimension, la distribution dans l'espace et la quantité des surfaces végétales du couvert (Knyazikhin *et al.*, 1998). La distribution spatiale de la végétation sur le sol dépend du type de végétation, de la disposition des plantes, et de leur stade de croissance. Au fur et

à mesure que la végétation se développe, les effets du sol s'estompent. La contribution du sol à la réflectance du couvert est liée principalement au taux de couverture de ce dernier. Ainsi, le sol peut jouer un rôle non négligeable dans les premiers stades de développement où les plants sont juvéniles ou dans certains couverts agrégés où les plants s'organisent en agrégats (Bacour, 2001).

Les relations étudiées dans cette section ont été déterminées aussi à partir des données au sol. Ce sont des relations qui sont établies entre la variable biophysique taux de couverture et divers indices de végétation. Les relations sont linéaires et leurs caractéristiques sont reportées dans le tableau suivant (Tableau III). Il s'agit des valeurs du coefficient de corrélation, de la pente et l'ordonnée à l'origine obtenues pour chaque relation linéaire entre le taux de couverture et les indices de végétation.

Tableau III : Corrélations, pentes et ordonnées à l'origine de la relation linéaire entre le taux de couverture et les indices de végétation.

	Indices spectraux	Coefficient de corrélation (R^2)	Pente (a)	Ordonnée à l'origine (b)
1ère famille	NDVI	0,92	1,021	- 0,146
	RDVI	0,93	1,318	-0,089
	Green NDVI	0,91	1,263	- 0,304
	MSR	0,92	0,973	0,016
2ème famille	SAVI	0,93	1,240	- 0,086
	MSAVI	0,93	1,112	-0,044
	OSAVI	0,93	1,110	- 0,114
	EVI	0,93	1,056	-0,058
3ème famille	MTVI1	0,93	1,069	0,007
	MTVI2	0,93	1,065	0,018

Les corrélations entre le taux de couverture et les indices de végétation montrent que ces derniers sont sensibles au taux de couverture. En plus quand on change l'indice spectral, on remarque qu'il n'existe pas une plage importante de variations du taux de couverture. En effet, dans tous les cas, les valeurs de R^2 obtenues sont très élevés (les coefficients de corrélation sont environ égale 0,9) (Tableau III).

Les résultats pour les 3 catégories d'indices sont similaires et satisfaisants. Tous ces indices montrent des meilleures performances pour l'estimation du taux de couverture. Les données collectées sont hétérogènes avec un pourcentage de végétation variant de 0 à 95%. Grâce à cette hétérogénéité, on a trouvé une corrélation linéaire remarquable entre le taux de couverture et tous les indices de végétation.

Bien que tous les indices spectraux dans cette étude montrent des bons coefficients de corrélation, le choix du meilleur indice pour l'estimation du taux de couverture pour le jeu de données dont on dispose nécessite une comparaison des lignes de régression du point de vue :

- la tendance 1 pour 1, c'est-à-dire une pente proche à 1;
- l'ordonnée à l'origine qui doit être la plus proche possible de 0;
- la saturation non apparente à des valeurs élevées du taux de couverture.

En comparant les pentes et les ordonnées à l'origine des différentes lignes de régression obtenues (Tableau III), on remarque que les indices de la première catégorie ne présentent pas les caractéristiques désirées pour la prédiction du taux de couverture, en plus

ils présentent une saturation apparente à des valeurs supérieures à 75% surtout dans le cas du NDVI et GreenNDVI (figure 9). Par contre, les indices MSAVI et EVI de la deuxième catégorie (figure 10) présentent des pentes proches de 1 et qui sont respectivement de l'ordre de 1,11 et 1,05 et des ordonnées à l'origine plus proche de 0 (de l'ordre de -0,05). Les indices MTVI1 et MTVI2 (figure 11) présentent aussi des caractéristiques semblables (pentes proches de 1 et des ordonnées à l'origine voisines de 0).

En conclusion, nous avons montré qu'il est possible de trouver des relations linéaires entre les indices de végétation et des mesures au sol du taux de couverture. En outre, les résultats obtenus permettent de valider l'utilisation du MSAVI pour la prédiction du taux de couverture en utilisant des images de télédétection. Nous savons donc que les relations obtenues ne sont pas générales, mais dans le but de réduire des mesures du taux de couverture au sol, il serait intéressant de les valider en utilisant des images CASI.

a. Première catégorie d'indices spectraux (NDVI, RDVI, Green NDVI et MSR).

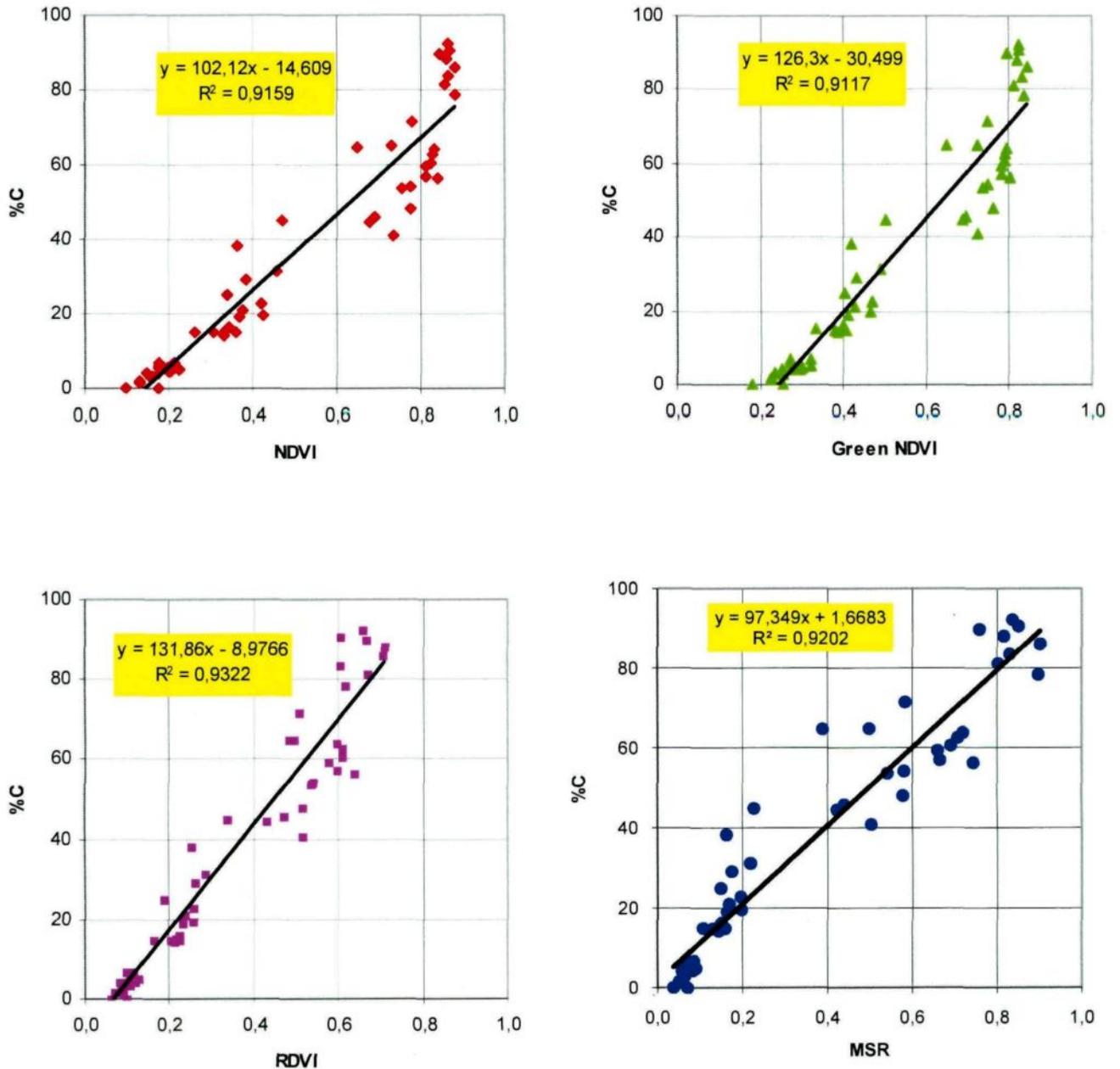


Figure 9 : Relation entre les indices spectraux calculés (NDVI, GreenNDVI, RDVI et MSR) et le taux de couverture (%C) tout au long du développement des cultures.

b. Deuxième catégorie d'indices spectraux (SAVI, MSAVI, OSAVI et EVI).

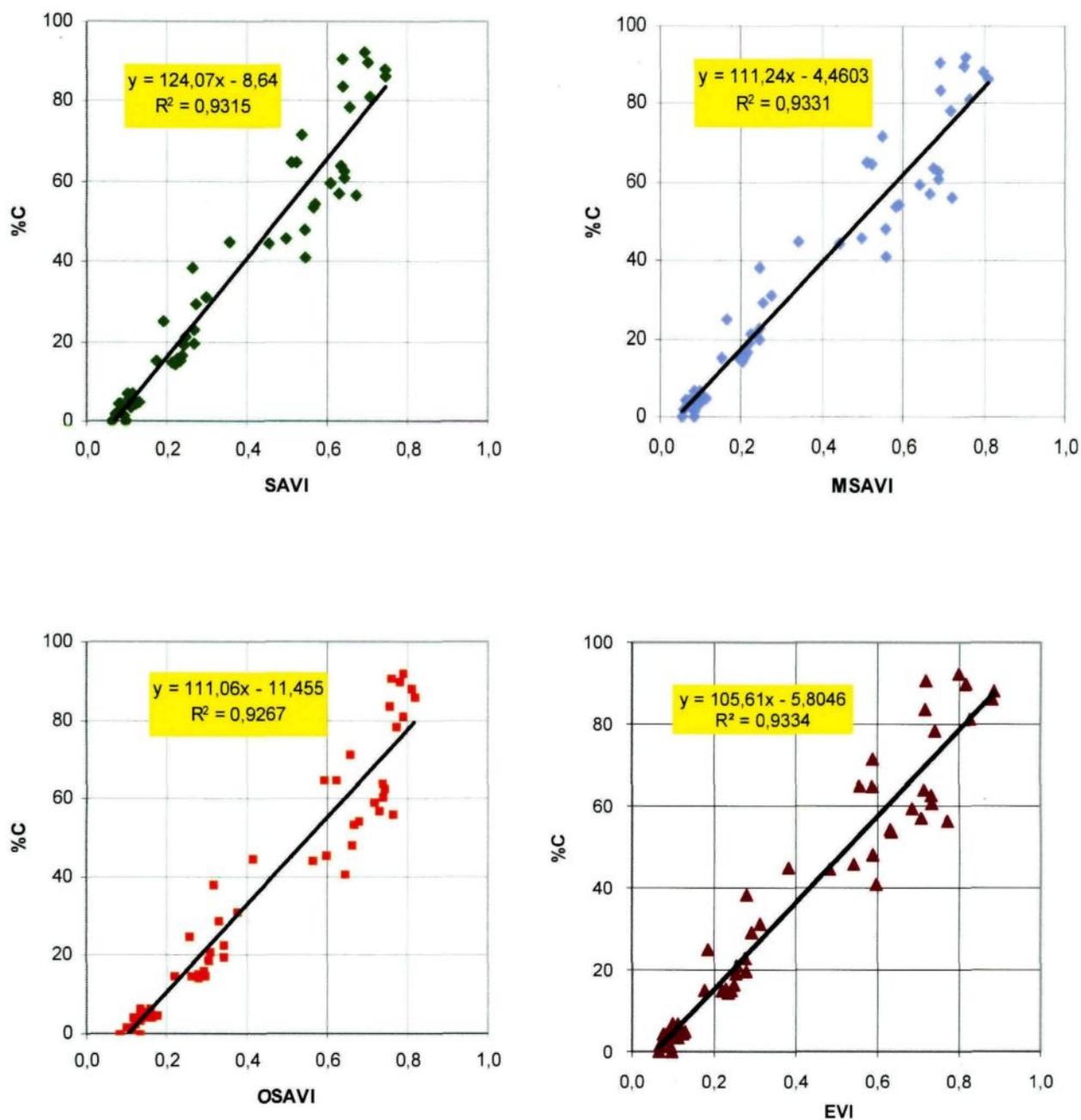


Figure 10 : Relation entre les indices spectraux calculés (SAVI, MSAVI, OSAVI et EVI) et le taux de couverture (%C) tout au long du développement des cultures.

c. Troisième catégorie d'indices spectraux (MTVI1 et MTVI2)

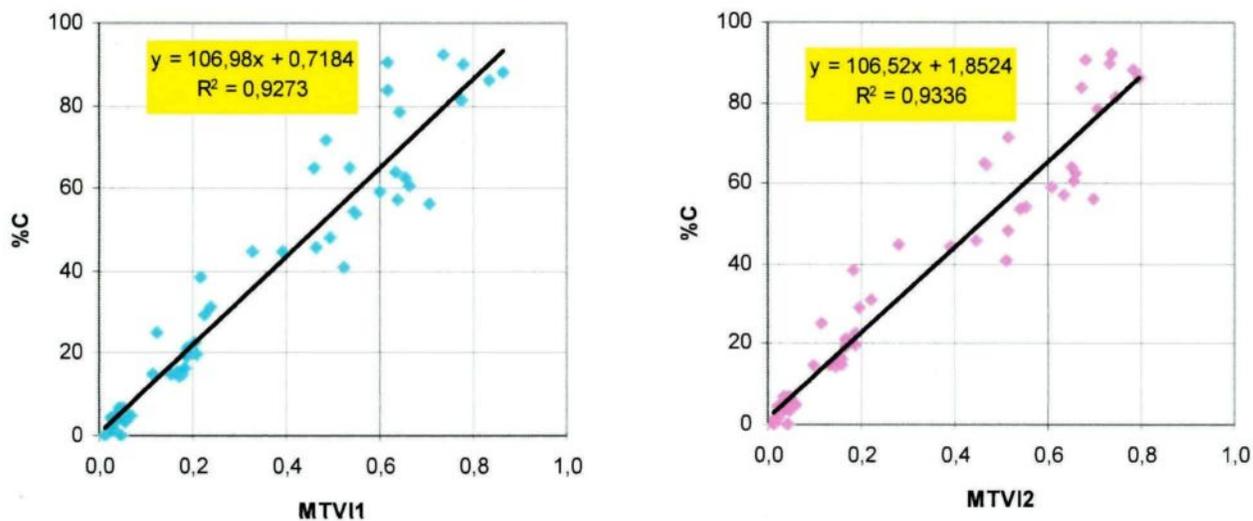


Figure 11 : Relation entre les indices spectraux calculés (MTVI1 et MTVI2) et le taux de couverture (%C) tout au long du développement des cultures.

4.4 Relations entre les indices de végétation et la biomasse

L'utilisation de données spectrales permet d'estimer la biomasse en s'appuyant sur les indices de végétation; une revue bibliographique décrit les diverses techniques utilisées pour dériver la biomasse ou la productivité des observations de télédétection (Fischer et *al.*, 1995). Les relations entre les indices spectraux et la biomasse sont en général empiriques

(Moulin, 1995). Dans cette section, On analysera la possibilité de relier statistiquement les indices de végétation à la biomasse mesurée durant toute la saison de croissance.

On a relié les indices de végétation à la biomasse par des courbes d'évolution exponentielle puisque ce type d'évolution qui donne les meilleures correspondances (figures 12, 13 et 14). Comme les allures générales des courbes ressemblent à celles de l'évolution du LAI en fonction des indices de végétation, le choix du meilleur indice pour la prédiction de la biomasse nécessite aussi la comparaison entre :

- les niveaux de saturation des indices spectraux;
- les coefficients de corrélation R^2 ;
- la forme de dispersion des nuages des points.

Les indices NDVI et GreenNDVI de la première catégorie (figure 12) sont les seuls indices qui montrent un niveau de saturation quand la biomasse atteint des valeurs élevées (supérieure à 25 T/ha), Ceci les rend moins performant pour l'estimation de la biomasse même ils présentent des bons coefficients de corrélation (de l'ordre de 0,90).

La relation entre les indices de la deuxième catégorie (SAVI, MSAVI, OSAVI et EVI) et la biomasse (figure 13) montre une bonne corrélation surtout pour l'indice OSAVI dont le coefficient de corrélation R^2 est de l'ordre de 0,90. Les indices MTVI1 et MTVI2 (figure 14) montrent aussi des bons coefficients de corrélation (respectivement de l'ordre de 0,82 et 0,83) mais ils sont moins élevés que les autres coefficients obtenus.

Pour la dispersion des nuages des points, La relation Biomasse – OSAVI semble la plus appropriée puisqu'il y'a une certaine amélioration dans la distribution des échantillons le long de la courbe d'évolution mais elle montre un effet de saturation dans des valeurs élevées de biomasse entre 25 et 35 T/ha.

Les relations indices de végétation – biomasse trouvées sont très significatives; leur pente varie en fonction de la période phénologique considérée. Mais, pour le jeu de données dont on dispose, le MSAVI semble être l'indice le plus adéquat pour l'estimation de la biomasse surtout qu'il donne une bonne corrélation avec ce variable biophysique sans montrer le phénomène de saturation aux valeurs élevées.

a. Première catégorie d'indices spectraux (NDVI, RDVI, Green NDVI et MSR)

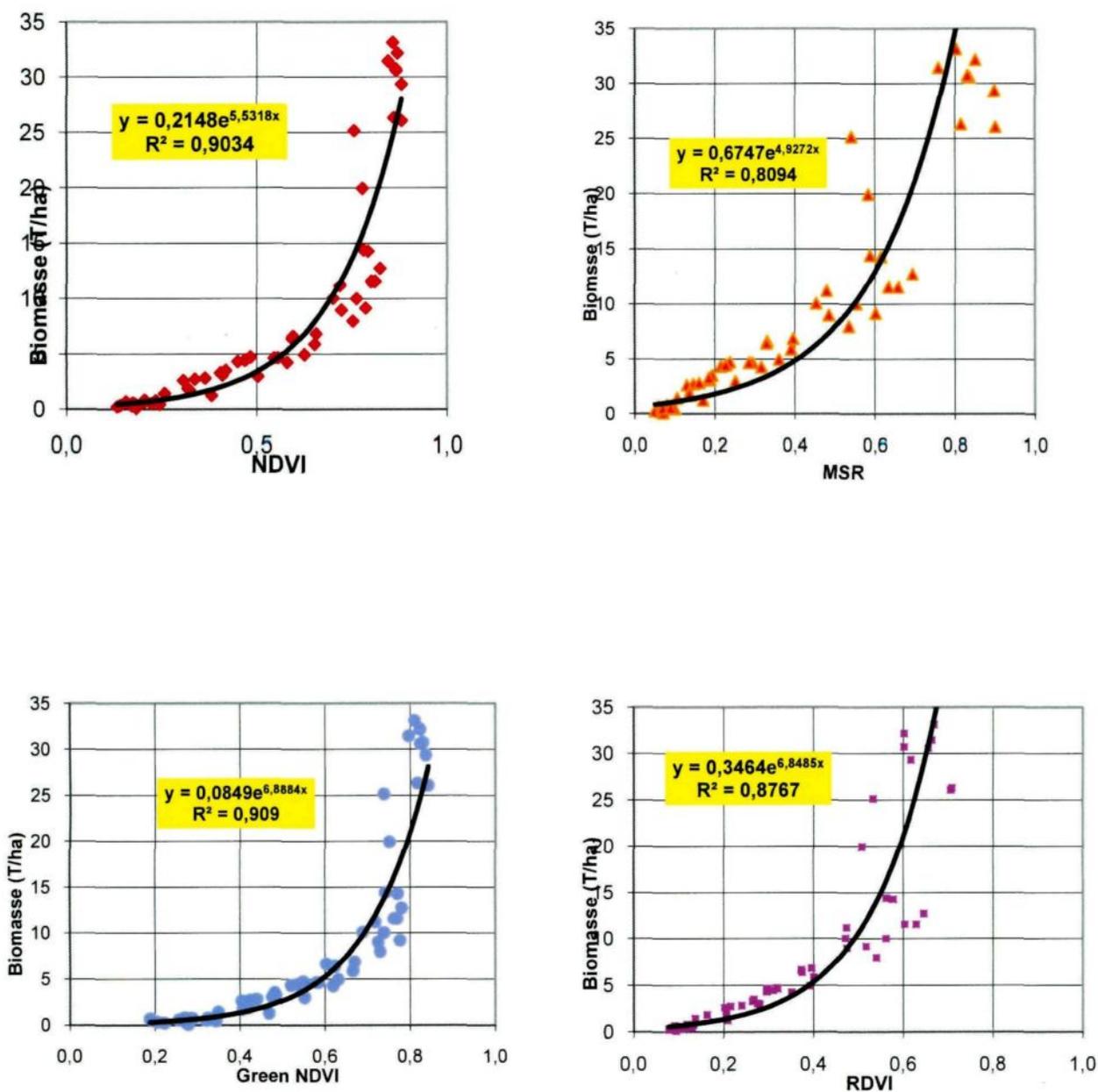


Figure 12: Relations entre les indices (NDVI, GNDVI, RDVI et MSR) et la biomasse

b. Deuxième catégorie d'indices spectraux (SAVI, MSAVI, OSAVI et EVI)

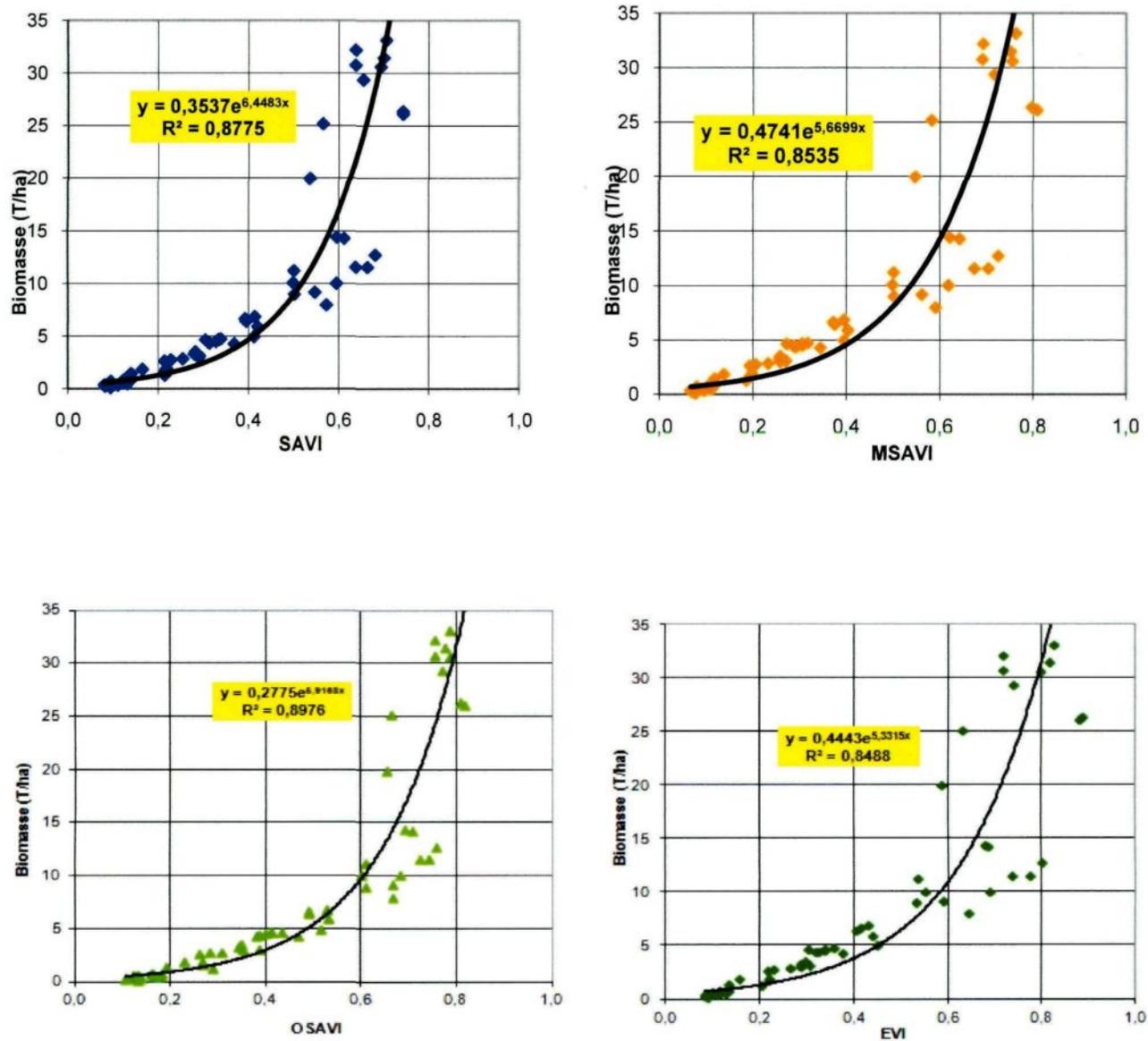


Figure 13: Relations entre les indices spectraux (SAVI, MSAVI, OSAVI et EVI) et la biomasse

c. Troisième catégorie d'indices spectraux (MTVI1 et MTVI2)

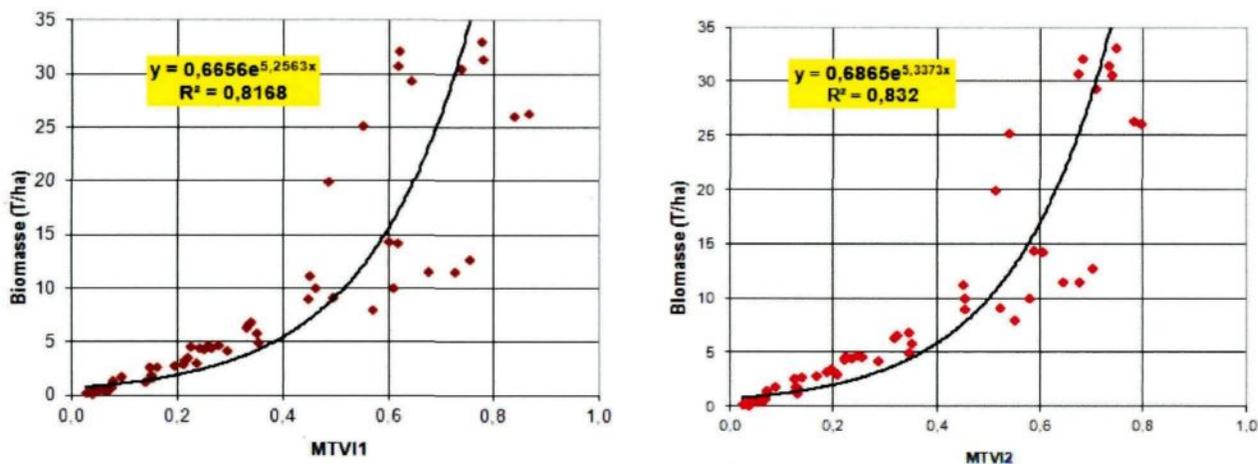


Figure 14 : Relations entre les indices spectraux (MTVI1 et MTVI2) et la biomasse

4.5 Conclusions

Il ne s'agissait pas ici d'effectuer une étude exhaustive concernant les variables biophysiques et les indices de végétation par ailleurs abordés par de nombreux auteurs, mais bien de justifier le choix de l'indice de végétation qui sera utilisé dans l'application à l'imagerie hyperspectrale aéroportée. Les résultats obtenus dans cette section permettent de conclure qu'il est possible d'associer les indices de végétation aux variables biophysiques : le LAI, le taux de couverture et la biomasse. L'étude a démontré que le OSAVI est le meilleur indice pour la prédiction du LAI et de la biomasse, tandis que le MSAVI et le

MTVI2 sont les meilleurs pour le taux de couverture. La plupart de ces relations, sinon toutes, restent toutefois sensibles à l'anisotropie des surfaces observées. Les développements récents liés à l'amélioration des connaissances sur la nature et sur les causes de variabilité de la réflectance s'accompagnent de nouveaux indices de végétation optimisés qui tendent à s'affranchir de ces problèmes directionnels (Govaerts et *al.*, 1999; Gobron et *al.*, 1999).

CHAPITRE 5

APPLICATION À L'IMAGERIE HYPERSPECTRALE AÉROPORTÉE ET VALIDATION

5.1 Introduction

La télédétection permet d'acquérir une quantité importante d'informations sur la surface terrestre à des échelles spatiales et temporelles variées. Depuis le lancement du premier satellite d'observation de la terre Landsat en 1972, de nombreuses missions ont couvert la surface terrestre. En parallèle, la communauté scientifique a mis au point une panoplie d'outils permettant d'utiliser ces données (Tucker and Sellers, 1986; Townshend et Justice, 1988; Baret et Guyot, 1991; Running et al., 1994; Moulin et al., 1997; Myneni et al., 2002). La détermination des variables biophysiques à partir de mesures sur le terrain est impensable à grande échelle, compte tenu du travail que cela représente. La télédétection spatiale, de par sa capacité à surveiller la surface terrestre à des fréquences allant de quelques heures à plusieurs dizaines de jours, peut apporter une solution, à condition que l'on puisse relier de manière fiable les variables biophysiques aux données radiométriques acquises par l'imagerie satellitaire ou aéroportée.

L'imagerie satellitaire ou aéroportée, compte tenu de sa capacité à fournir des informations synoptiques à différentes échelles de temps et d'espace, est devenue un outil indispensable pour l'étude des écosystèmes terrestres et des flux gazeux et hydriques à l'interface "Biosphère Continentale - Atmosphère". Ainsi, elle permet de fournir des paramètres d'entrée aux modèles de fonctionnement de la végétation. Dans de nombreux cas, elle constitue l'unique source possible d'information.

Le domaine de l'hyperspectral est à l'heure actuelle très peu connu par les utilisateurs de données géospatiales. Cette étude tentera d'apporter une contribution sur la pertinence de cette technologie dans le domaine d'agriculture de précision. Pour y parvenir, on a réalisé

l'application des équations de prédiction des variables biophysiques à l'imagerie aéroportée CASI.

Le survol par avion sur la ferme expérimentale a été réalisé le 14 Août 2003; aligné avec les parcelles. Les images ont été acquises au cours de la matinée afin d'éviter la couche nuageuse présente généralement à partir du milieu de la journée. Lors du survol, le champ de pois ont été déjà récolté et les champs d'haricot et du maïs étaient en croissance maximale; le maïs était couvrant et l'haricot en stade de maturation (figure 15)

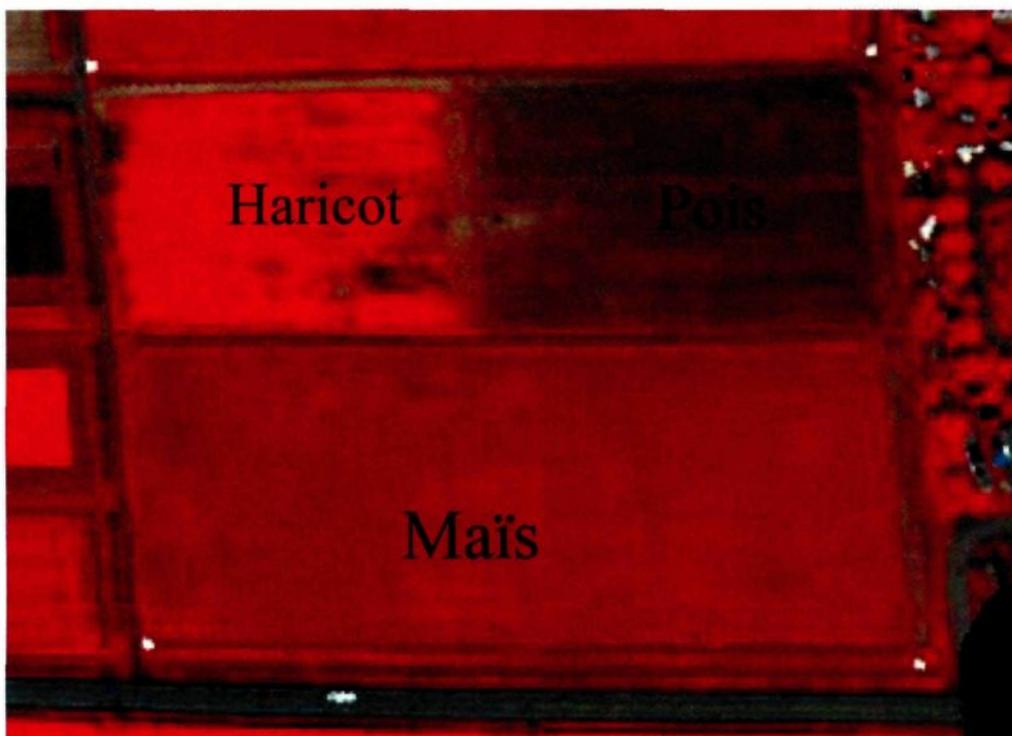


Figure 15 : Les trois champs échantillonnés

5.2 Application et validation par rapport à la réalité terrain

5.2.1 LAI

Après avoir démontré que l'indice OSAVI est le meilleur estimateur du variable LAI son équation de prédiction a été appliquée aux données hyperspectrales CASI :

$$(16) \quad \text{LAI} = 0.1174 \exp(4.5128 * \text{OSAVI})$$

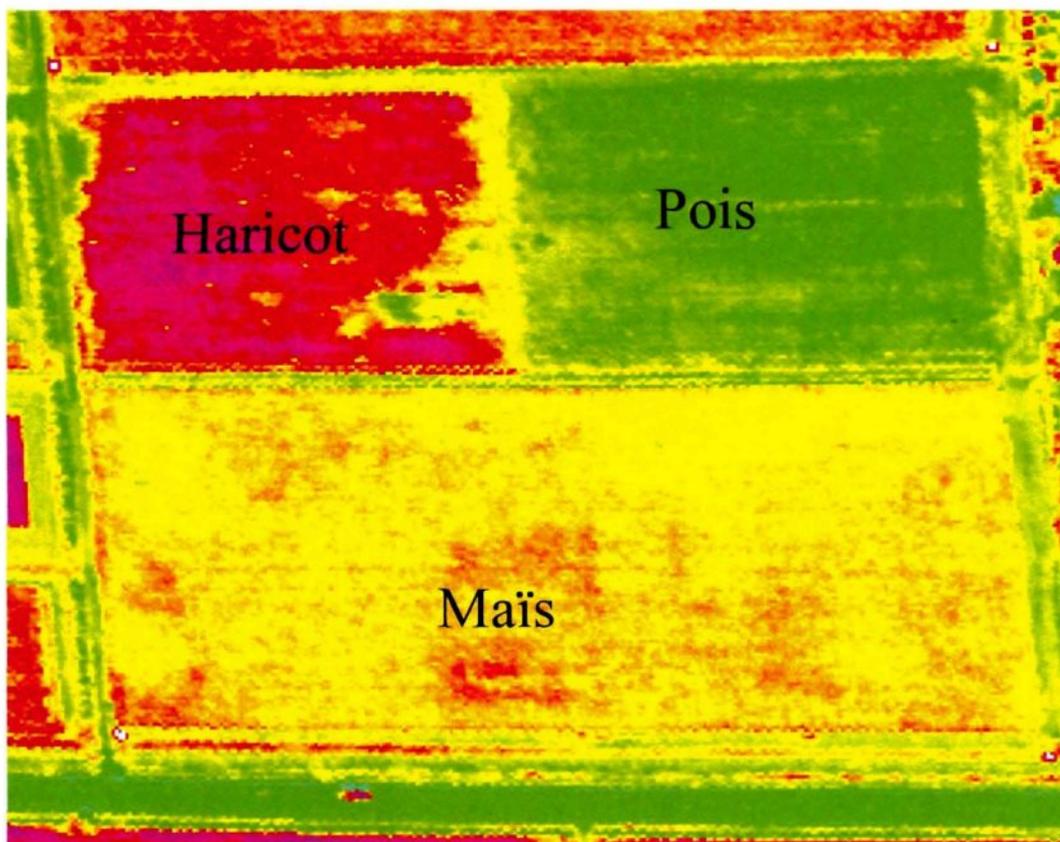


Figure 16 : Carte du LAI à 1m de résolution

Après application de l'équation sur les images, on a subdivisé nos champs agricoles de maïs et de haricot en huit parcelles à l'aide des masques construits dans le système de traitement d'images PCI. Chaque masque permet de nous donner directement la moyenne du LAI de la parcelle correspondante. La même subdivision a été faite sur les données de la réalité terrain. L'extraction des données a été effectuée sur les deux champs de maïs et d'haricot dont les développements en termes de valeurs de LAI sont différents (figure 16). La variabilité du LAI se distingue par une différence de teintes; les trois parcelles sont effectivement assez différentes mais l'haricot est plus hétérogène que les deux autres champs. Le pois est assez homogène avec des très faibles valeurs de LAI (Pois récolté). Enfin, le maïs a des valeurs du LAI moyennes à élevées particulièrement homogène. La comparaison des valeurs du LAI produites par application de l'équation de prédiction et celle mesurée au sol est primordiale; c'est l'étape qui mettra en valeur la précision des données de télédétection et permettra de questionner la base de données pour la prise des décisions définitives. La correspondance entre ces deux données est basée sur des régressions simples entre les moyennes de LAI, au sol et celles estimées à partir des images CASI. Le tableau ci-dessous (Tableau IV) montre les caractéristiques de la régression.

Tableau IV : Corrélations, pentes et ordonnées à l'origine de la relation linéaire entre le LAI mesuré et le LAI estimé

Résolution	Pente	Ordonnée à l'origine	Coefficient de corrélation
1 x 1 m	0,62	1,8	0,86
2 x 2 m	0,49	1,93	0,88
4 x 4 m	0,95	0,11	0,85
10 x 10 m	0,68	0,89	0,81
15 x 15 m	0,86	0,43	0,71
20 x 20 m	1,1	-0,82	0,65

D'une manière générale, les régressions obtenues sont statistiquement significatives, ce qui veut dire qu'il y'a une bonne concordance entre les prédictions et la vérité terrain. Les coefficients de corrélation (R^2) associés à ces régressions varient entre 0,65 et 0,88 pour le LAI. Donc, la variance entre les valeurs mesurées et estimées du LAI n'est pas élevée. Ainsi, la certitude associée à une valeur à LAI estimée à partir de l'indice spectral OSAVI est forte. Ces résultats confirment donc la pertinence de l'utilisation des données hyperspectrales pour l'estimation fine du LAI dans un contexte d'agriculture de précision.

5.2.2 Biomasse

L'équation de prédiction de la biomasse a été appliquée sur les images CASI, et de nouvelles valeurs sont générées de la même façon que celle suivie pour le LAI.

$$(17) \quad \text{Biomasse} = 0,2775 * \exp(5.9168 * \text{OSAVI})$$

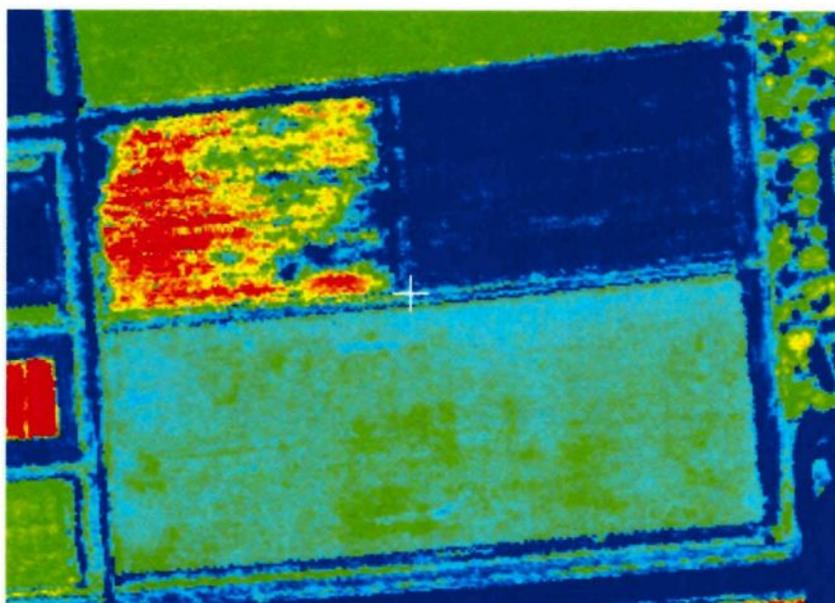


Figure 17: Carte de la biomasse à 1m de résolution

Une simple analyse visuelle de la carte de la biomasse générée à partir de l'image CASI à 1m permet de constater qu'il y'a des différences de biomasse même à l'intérieur du même champ agricole (figure 17). Les tons de bleu foncé indiquent une plus faible concentration de biomasse alors que les tons de verts représentent une biomasse plus abondante. Les tons rouges jaunâtres indiquent une biomasse plus ou moins importante. La comparaison entre les

valeurs de la réalité terrain avec celles obtenues à partir des images CASI est faite à l'aide de régressions simples (Tableau V). On constate d'après les résultats obtenues une très bonne corrélation entre la biomasse mesurée et celle estimée.

Tableau V : Corrélations, pentes et ordonnées à l'origine de la relation linéaire entre la biomasse observée et la biomasse estimée

Résolution	Pente	Ordonnée à l'origine	Coefficient de corrélation
1 x 1 m	1,33	-11,45	0,71
2 x 2 m	1,02	-4,99	0,70
4 x 4 m	0,84	3,20	0,70
10 x 10 m	0,88	1,26	0,69
15 x 15 m	1,79	-27,56	0,66
20 x 20 m	0,80	5,11	0,64

5.2.3 Taux de couverture

Comme le MSAVI est le meilleur indice pour la prédiction du taux de couverture, son équation de prédiction a été appliquée sur les images CASI également.

$$(18) \quad \%C = 111.24 * MSAVI - 4.4603$$

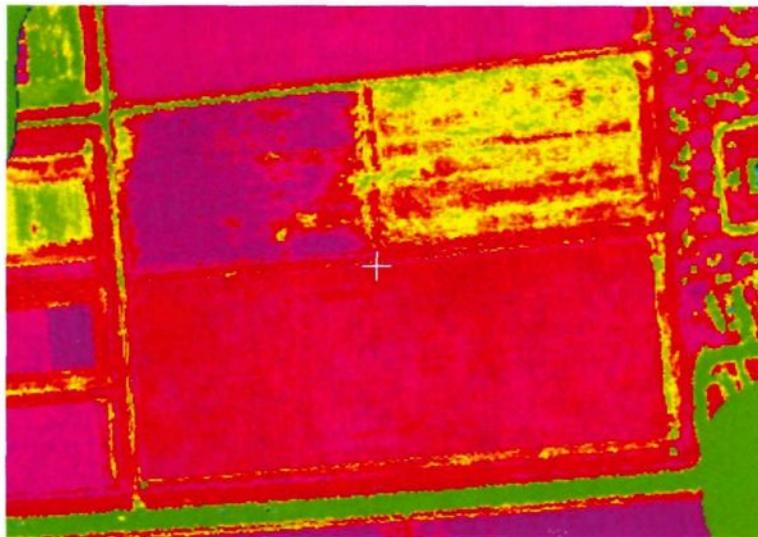


Figure 18 : Carte du taux de couverture à 1m de résolution

L'analyse de la carte du taux de couverture à 1m de résolution montre bien des différences dans le taux de couverture (figure 18). Les trois champs présentent des taux de couverture de valeurs importantes à faibles. Les valeurs les plus élevées sont désignées par des tons rougeâtres à rosâtres alors que les plus faibles par des tons verts à jaunâtres.

Tableau VI : Corrélations, pentes et ordonnées à l'origine de la relation linéaire entre le taux de couverture observé et le taux de couverture estimé

Résolution	Pente	Ordonnée à l'origine	Coefficient de corrélation
1 x 1 m	0,36	45,63	0,64
2 x 2 m	0,29	48,13	0,65
4 x 4 m	0,66	17,26	0,67
10 x 10 m	0,51	27,65	0,64
15 x 15 m	0,67	17,42	0,62
20 x 20 m	0,88	-7,1	0,68

Les corrélations obtenues entre le taux de couverture mesuré et celui estimé ne sont pas très bonnes. Les coefficients de corrélation sont de l'ordre de 0,60. Ce problème peut être expliqué par le fait que les images sont prises à un stade de croissance bien avancé; ainsi la végétation étant couvrante, il n'y a pas de variabilité spatiale importante pour aboutir à des relations statistiques significatives. De manière générale, c'est le problème de relier l'observation de télédétection à un stade de développement de la végétation.

5.3 Variabilité spatiale

Comme cela a été précisé dans de nombreux travaux scientifiques, l'hétérogénéité spatiale dépend de l'échelle d'observation à laquelle la variable est mesurée (Townshend et Justice, 1988, Turner *et al.*, 1989, Turner *et al.*, 1991, McGiwire *et al.*, 1993, Wickhan et Riitens, 1995, Moran *et al.*, 1997, Wu et Qi, 2000, Oliver, 2001). Dans cette section, on traite l'effet du passage d'une résolution spatiale à une autre plus faible sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale. Cette variabilité spatiale est due à des variations de l'humidité, à la disponibilité des éléments nutritifs, au drainage, au pH du sol, et aux mauvaises herbes, etc. (Begon *et al.*, 1990; Couteron et Kokou, 1997). L'hétérogénéité spatiale devient de plus en plus évidente avec la variation progressive de la résolution.

Les images CASI (figure 19) montrent que la composition et la structure varient d'un endroit à l'autre sur un même champ. Ces champs agricoles ne sont pas homogènes, ils présentent des variations spatiales importantes dans leurs propriétés physico-chimiques. Celles-ci induisent différentes conditions de fertilité qui occasionnent une croissance non uniforme des cultures à l'intérieur d'un même champ. En plus, les dates de semis des cultures sont différentes et le champ de pois a été déjà récolté.

L'analyse des images CASI à différentes résolutions (figure 19) nous permet de constater aussi que à certains résolutions, il y'a une conservation de l'information, et il ne s'agit qu'un simple agrandissement de la carte d'une résolution à l'autre, Mais pour d'autres, on perd du détail. Aux résolutions de 1 m, 2 m, 4 m et 10 m, on remarque que l'information reste claire avec un excellent respect des limites des champs et une très bonne discrimination

des zones homogènes représentées par l'absence ou la présence de couvert végétale. Par contre, pour les résolutions 15 m et 20 m, il y'a une suite dans l'agrégation et la généralisation de l'information spatiale.

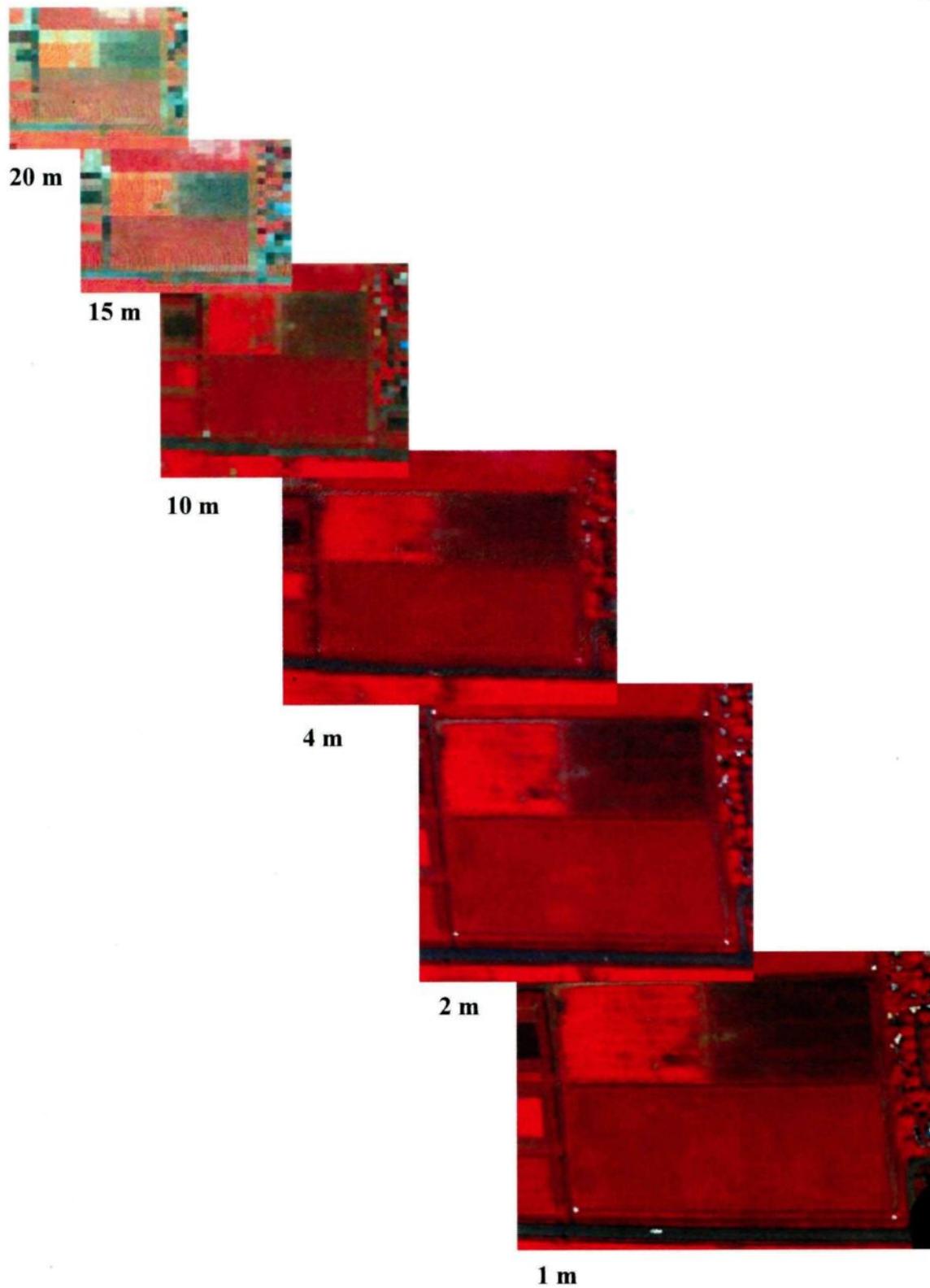


Figure 19 : les images CASI de 1m à 20m de résolution

5.3.1 Analyse visuelle et réalité terrain

La résolution spatiale d'un capteur est définie en fonction de l'IFOV comme étant la surface minimale observable au sol. Plus la résolution spatiale est grande, plus la surface minimale observable est petite. Dans cette section, nous essayons d'illustrer l'effet de la résolution sur la variation spatiale des variables biophysiques. Des cartes du LAI, de la biomasse et du taux de couverture ont été établies à partir des images CASI de 1m, 2m, 4m, 10m, 15m et 20m de résolution (figures 21, 22 et 23). On constate dans un premier temps une variabilité aussi bien intraparcellaire que interparcellaire du LAI, de la biomasse et du taux de couverture. L'analyse visuelle des cartes générées permet de constater aussi que la structure spatiale de chaque variable biophysique diffère d'une résolution à une autre.

L'hétérogénéité des variables biophysiques sur la même parcelle dépend donc de l'échelle d'observation. En effet, une baisse de la résolution spatiale se traduit par une perte de l'information sur l'hétérogénéité spatiale mise en évidence à haute résolution. À des résolutions de 1 m, 2 m et 10 m, le LAI, la biomasse et le taux de couverture se distribuent de façon hétérogène. Par contre, à partir de la résolution de 10 m, l'information sur la variation des variables biophysiques se perd et l'organisation est de en plus en plus homogène. Grégoire *et al.* (1993) indiquent que l'hétérogénéité d'un milieu est en général relative à une grandeur particulière et se définit par rapport à une mesure.

La robustesse de l'estimation a été testée par la comparaison des paramètres estimées et mesurées sur le terrain qui fournissent le coefficient de corrélation (R^2) et l'erreur

quadratique moyenne (RMSE) de la droite de régression. Le RMSE est l'écart moyen entre les valeurs des variables mesurées sur le terrain et celles dérivées à partir des images CASI. De manière prévisible, les coefficients de corrélation diminuent et les erreurs augmentent quand la résolution diminue dans le cas du LAI et de la biomasse (figures 20 et 21). Ces différences sont surtout importantes quand on passe de 10 m à 15m de résolution. Dans le cas du taux de couverture, on remarque des fluctuations du coefficient de corrélation et le RMSE en fonction de la résolution, ce qui veut dire que la relation n'est pas parfaite. On peut conclure donc que les données du taux de couverture ne peuvent pas être bien estimées pendant ce stade de croissance surtout qu'il n'y a pas tous les points de mesures habituels lors de la prise des images CASI (figure 22).

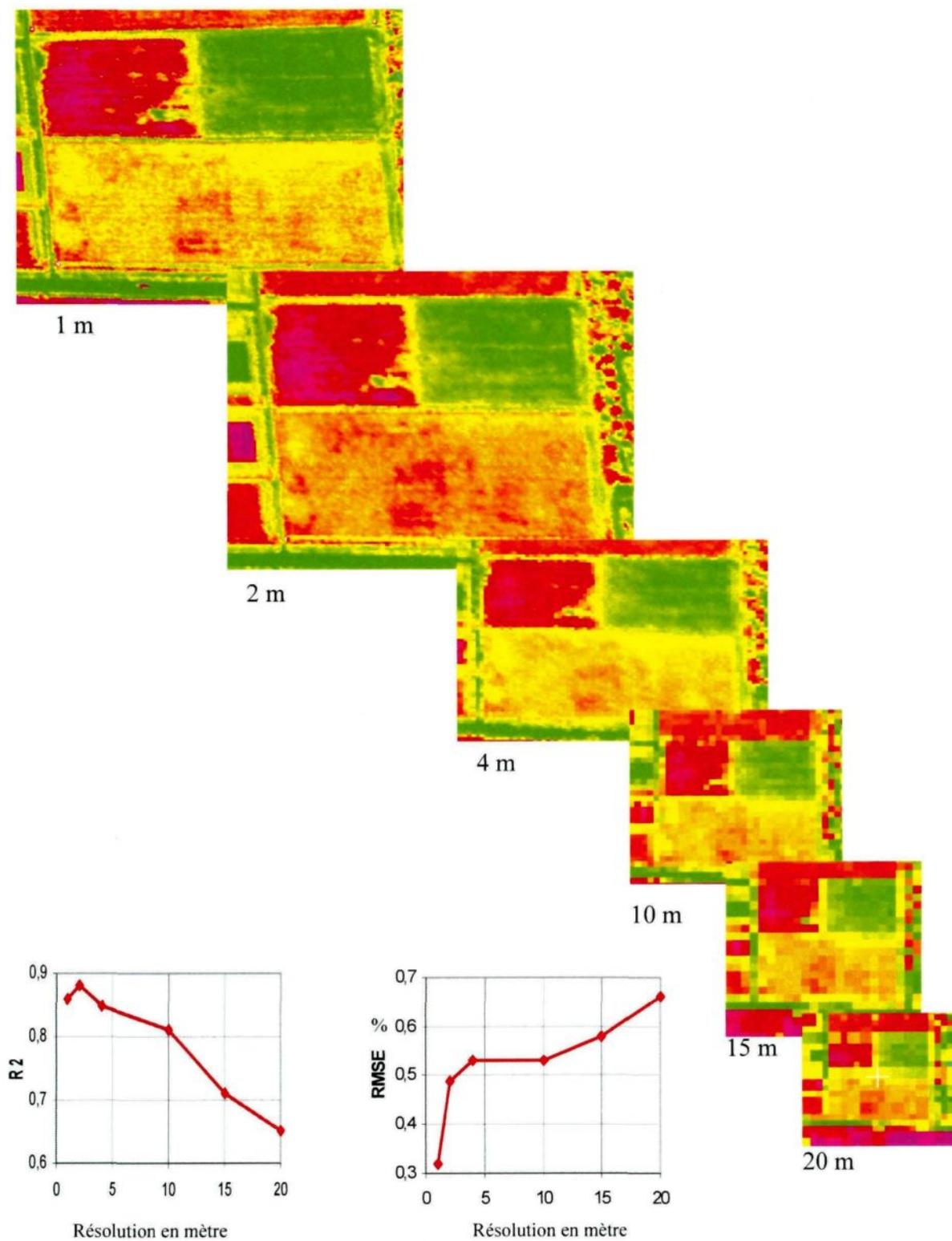


Figure 20 : Cartes du LAI de 1 m à 20 m de résolution et la variation du R2 et RMSE en fonction de la résolution

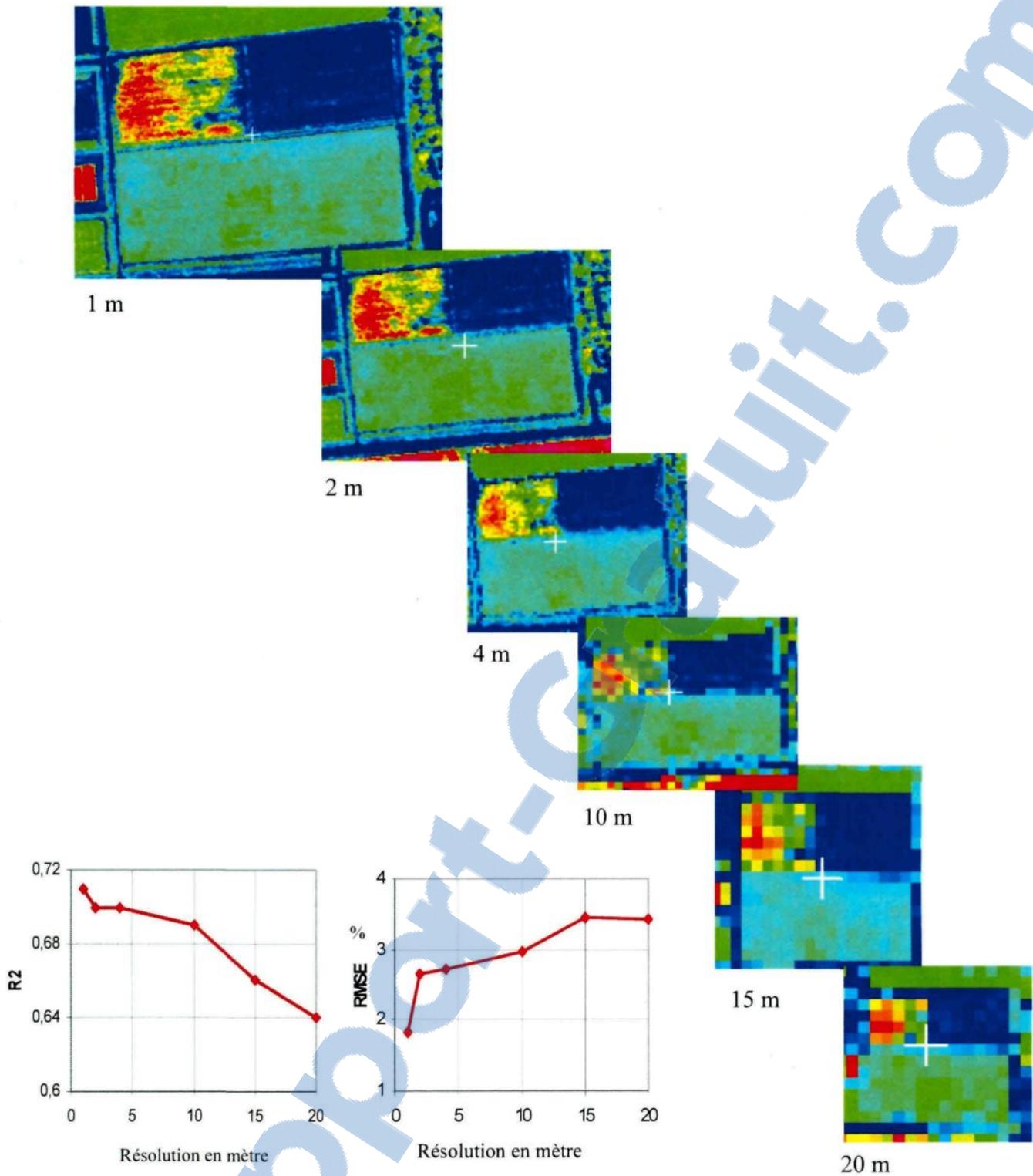


Figure 21 : Cartes de la biomasse de 1 m à 20 m de résolution et la variation du R2 et RMSE en fonction de la résolution

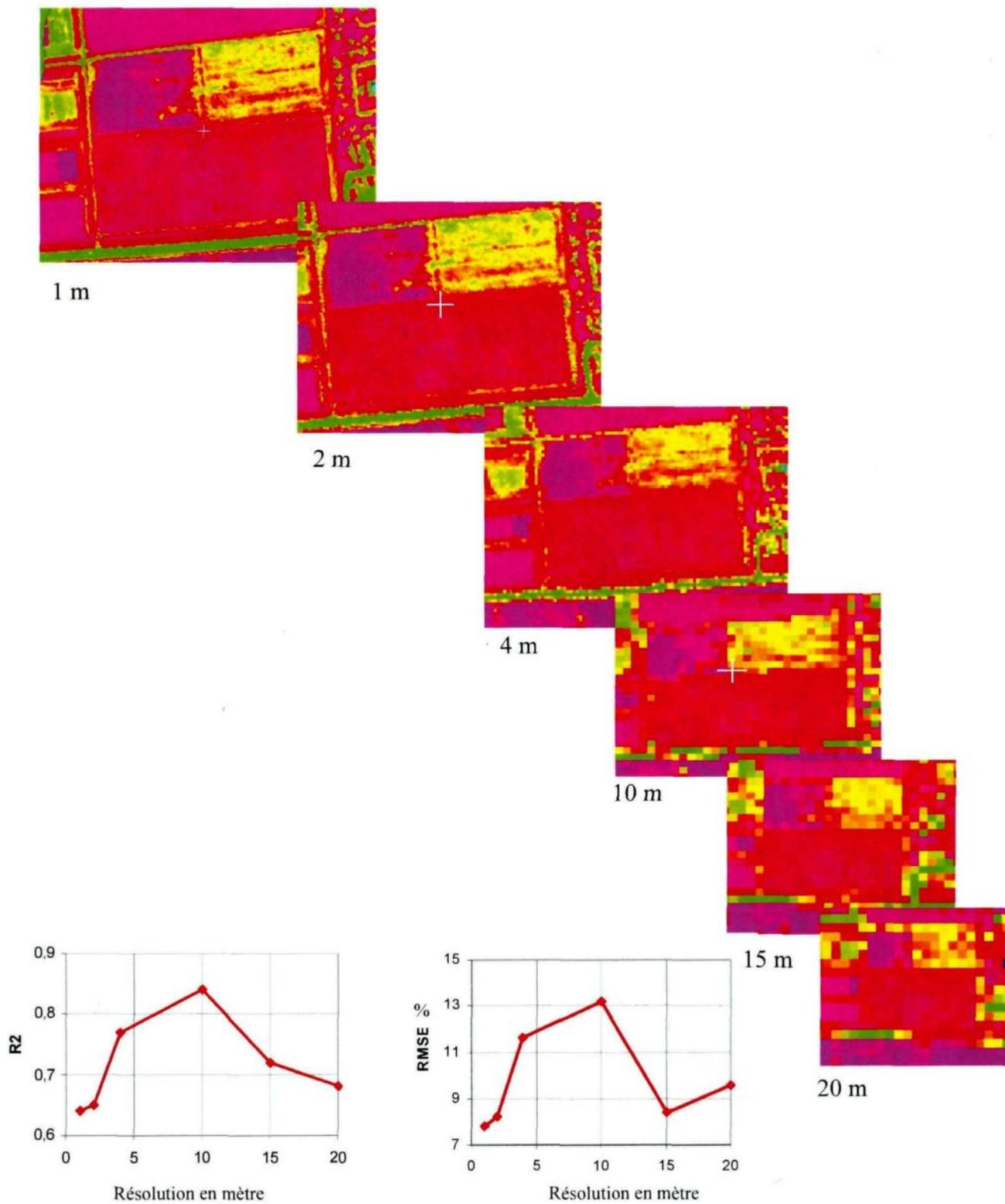


Figure 22 : Cartes du taux de couverture de 1 m à 20 m de résolution et la variation du R^2 et RMSE en fonction de la résolution

5.3.2 Effet de la résolution spatiale sur la variabilité spatiale

En analyse statistique, le coefficient de variation (CV) est souvent utilisé pour étudier la variabilité spatiale en agriculture. Dans cette section, on désire caractériser les champs agricoles en fonction de la variation de l'échelle d'observation à l'aide du coefficient de variation

$$(19) \quad CV = 100 * (\text{l'écart type} / \text{la moyenne})$$

Celui-ci décrit généralement l'hétérogénéité d'une scène, il est sans dimension et indépendant de l'échelle. Une valeur élevée indique que la dispersion autour de la moyenne est grande et qu'il y a une grande hétérogénéité tandis que une faible valeur indique qu'il y a une certaine homogénéité. C'est un outil puissant pour chercher les grandes sources de la variation.

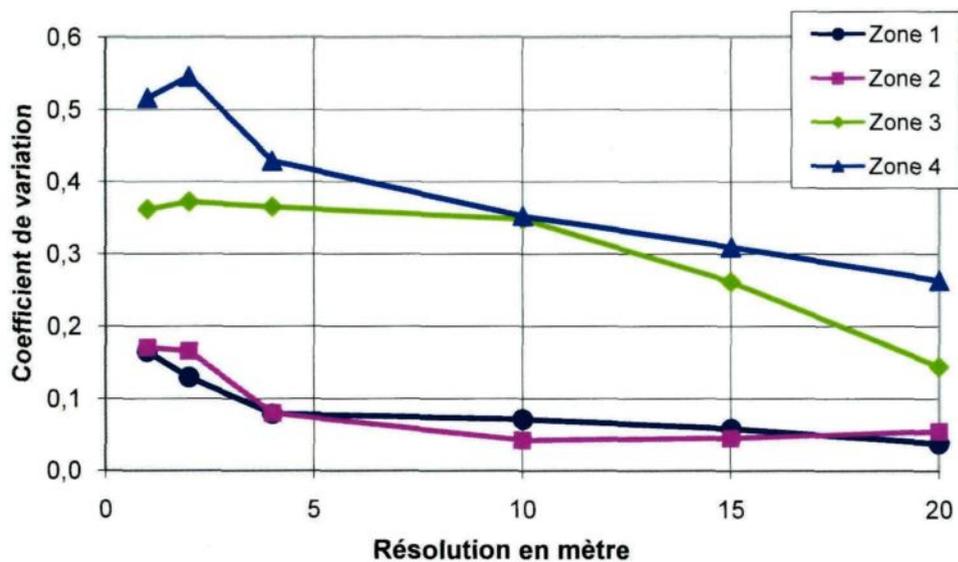


Figure 23 : Variation du coefficient de variation du LAI en fonction de la résolution spatiale

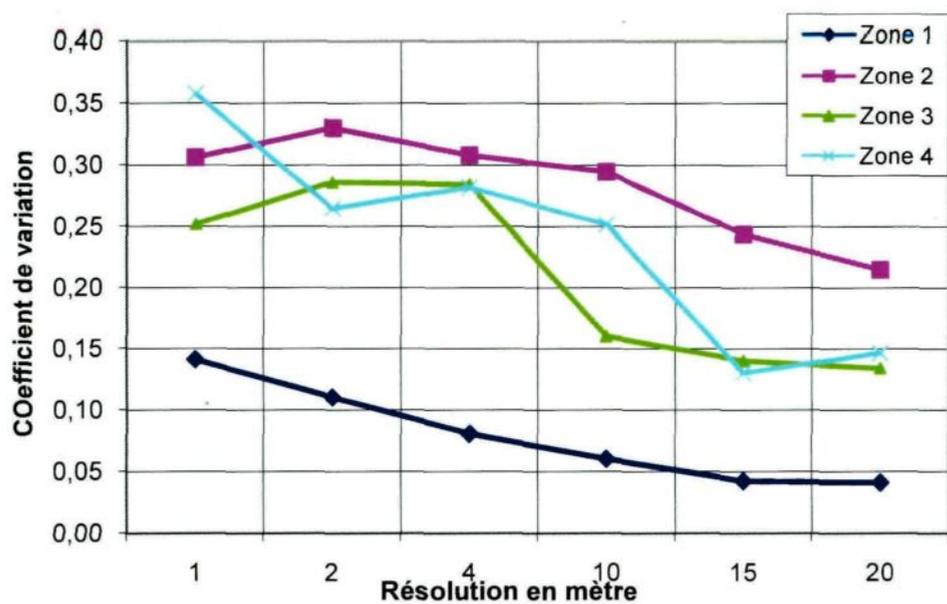


Figure 24 : Variation du coefficient de variation du taux de couverture en fonction de la résolution spatiale

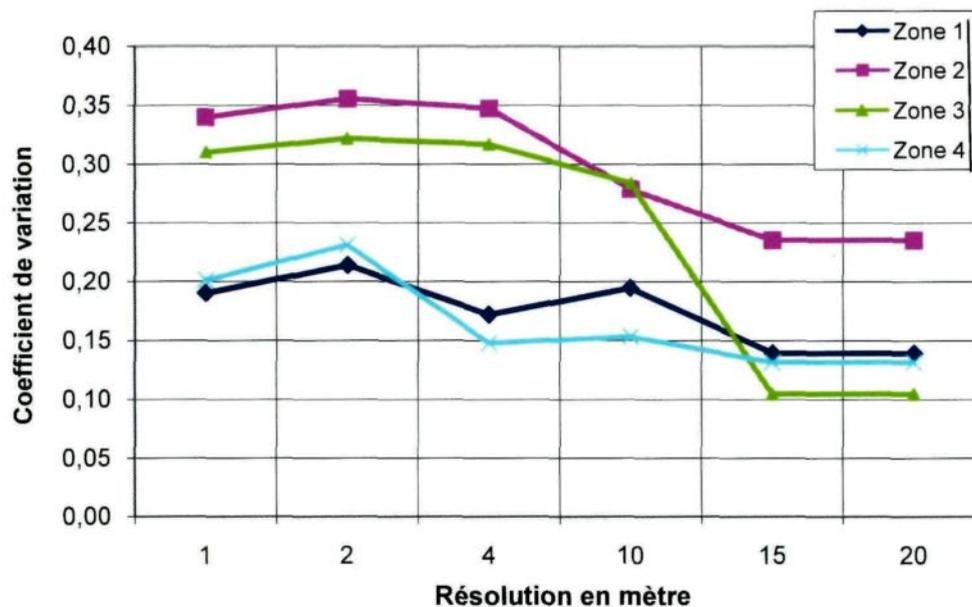


Figure 25 : Variation du coefficient de variation de la biomasse en fonction de la résolution spatiale

La comparaison des graphiques générés par différentes zones (zone 1, zone 2, zone 3 et zone 4) de nos champs agricoles permet de déduire que le coefficient de variation liés aux trois variables biophysiques (LAI, taux de couverture et biomasse) diminue au fur et à mesure que la résolution augmente (figures 23, 24 et 25). La baisse de variance est beaucoup plus importante pour un site hétérogène qu'un site homogène, c'est le cas de la zone 3 et de la zone 4, alors que pour la zone 1 et la zone 2 où les sols agricoles sont homogènes, le coefficient de variation tend à rester constant au fur et à mesure que la résolution diminue. C'est là un signe qu'il y a bien une relation entre les caractéristiques des cultures et l'échelle d'observation surtout la variabilité spatiale. Celle-ci qui tend à s'uniformiser de manière progressive lorsque l'échelle d'observation croît. En plus, l'amplitude des variations ne varie pas de façon aléatoire, mais décroît de façon non linéaire pour se stabiliser à partir d'un

certain seuil qui est de l'ordre de 10 m pour le LAI et de l'ordre de 15 m pour la biomasse et le taux de couverture.

Donc, à toute échelle, il existe un niveau, un type d'hétérogénéité caractéristique à déterminer. Les images de la même scène observées à des résolutions spatiales différentes ne présentent pas la même information spatiale, en particulier, l'hétérogénéité spatiale mise en évidence à haute résolution spatiale et perdue à faible résolution. La résolution optimale est définie comme la valeur pour laquelle cette variance est minimale. Différents auteurs la définissent comme la résolution du système d'échantillonnage à laquelle la distribution spatiale des données mesurées capture l'hétérogénéité spatiale de la propriété de surface étudiée (Curran et Atinson, 2002, Stein et Ettema, 2003). L'analyse de nos images CASI prises à différentes résolutions et des courbes d'évolution des coefficients de variation en fonction de la résolution spatiale nous conduit à des résolutions optimales de l'ordre de 4 m à 10 m pour le LAI et de l'ordre de 15 m pour la biomasse et le taux de couverture.

CHAPITRE 6
CONCLUSIONS

La télédétection constitue une source d'informations pertinentes pour suivre l'évolution de la végétation. Elle permet d'estimer les variables biophysiques révélatrices de l'état et du fonctionnement du couvert végétal. Toutefois, il y'a une dépendance étroite entre les résultats générés par l'analyse de données de télédétection et la résolution spatiale à laquelle ces données ont été acquises. Jusqu'à présent, la plupart des méthodes utilisées pour estimer les variables biophysiques à moyenne résolution spatiale ne prennent pas en compte le biais dû à l'hétérogénéité spatiale. Deux stratégies ont été identifiées pour diminuer cette incertitude :

1. la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale de façon explicite dans l'estimation des variables biophysiques,
2. le choix d'une résolution spatiale optimale pour estimer les variables biophysiques.

Pour envisager chacune des solutions proposées pour limiter l'effet de l'hétérogénéité spatiale sur l'estimation des variables biophysiques, cette recherche consistait à estimer les variables biophysiques révélatrices de l'état des cultures à partir de données de télédétection, et à évaluer l'effet du changement d'échelle sur leur variabilité spatiale. L'analyse des résultats obtenus nous a permis de faire ressortir les constatations suivantes : premièrement, les indices OSAVI et MSAVI se sont avérés les meilleurs estimateurs des variables biophysiques, respectivement, le LAI, le taux de couverture et la biomasse. Deuxièmement, nous avons vu que les champs agricoles se caractérisent en fonction de son échelle d'observation, pour certaines résolutions spatiales, il y'a une forte variabilité alors pour d'autres il y'a une variabilité beaucoup plus stable. Donc, la résolution spatiale est un paramètre qui doit être choisi avec attention. Des pixels plus petits fournissent toujours plus

de détails, mais la redondance spatiale cause des problèmes tenant au volume des données à manipuler, tant lors de la visualisation des images que lors des calculs. En utilisant des capteurs aéroportés, nous pouvons obtenir des images dans lesquelles la taille des pixels est définie par l'altitude de l'avion. Par contre, il faut aussi faire une pré-analyse pour choisir la taille optimale des pixels des images.

Les relations statistiques effectuées avec les variables biophysiques sur les trois champs agricoles et à partir d'un important nombre d'images CASI à différentes résolutions, favorise une optimisation de la méthodologie utilisée. La confirmation des résultats obtenus par d'autres études du genre permettrait peut-être la construction de modèles solides et efficaces. D'autre part, si la télédétection en général et les images des capteurs CASI en particulier nous apportent une grande richesse d'information pour l'étude spatialisée, elles ne donnent pas toutes les réponses. Pour une exploitation efficace de leur potentiel, une connaissance de terrain est nécessaire.

RÉFÉRENCES

- Adams, M. L., Norvell W. A., Philpot W. D. and Peverly J. H. , 2000. Spectral detection of micronutrient deficiency in 'Bragg' soybean. *Agronomy Journal* 92: 261-268.
- Adams, J.B, Smith M.O., Gillespie A.R., 1989. Simple model for complex natural surfaces: a strategy for the hyperspectral era of remote sensing. *Proceedings of the International. Geoscience and Remote Sensing Symposium. '89, IEEE*, New York, pp. 16-21.
- Agriculture et Agroalimentaire Canada, 2001. L'agriculture en harmonie avec la nature II- Stratégie de développement durable d'Agriculture et Agroalimentaire Canada 2001-2004 : 77.
- Anderson, G.L., Hanson, J.D. and Haas, R.H., 1993. Evaluating Landsat Thematic Mapper derived vegetation indices for estimating above-ground biomass on semiarid rangelands. *Remote Sensing of Environment*. 45, 165–175.
- Anderson, G.L. and Hanson, J.D., 1992. Evaluating handheld radiometer derived vegetation indices for estimating above ground biomass. *Geocarto International*. 7, 71–78.
- .Asrar, G.; Fuchs, M.; Kanemasu, E.T. and Hatfield, J.L., 1984. Estimation absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agronomy Journal* 76: 300-306.
- Auernhammer, H., 2001. Precision farming-the environmental challenge. *Computers and Electronics in Agriculture* 30: 31-43.
- Bacour C., 2001. Contribution à la détermination des paramètres biophysiques des couverts végétaux par inversion de modèles de réflectance : analyses de sensibilité comparatives et configurations optimales. Thèse de doctorat de l'université Paris 7, Spécialité : Méthodes physiques en Télédétection.
- Bannari, A, Morin, D., Huete, A.-R. and Bonn, F., 1995. A Review of Vegetation Indices. *Remote Sensing Reviews*, vol. 13, p. 95-120.
- Baret, F., 1999. Potentiel de la télédétection pour l'agriculture de précision. Conférence-débat organisée par l'INRA, le Cemagref et l'ITCF au Salon International du Machinisme Agricole, Avignon, France, pages 8-11.
- Baret F. and Guyot G., 1991. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, vol. 35, pp.161-173.

- Baret, F., Guyot, G. and Major, D. J., 1989. TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation, Proceedings of the 12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver, Canada, p. 1355-1358.
- Baret, F., Guyot, G., Begue, A. and Maurel, P., 1988. Complementary of middle-infrared with visible and near-infrared reflectance for monitoring wheat canopies, Remote Sensing of Environment, no 26, p. 213-225.
- Bariou, R., Lecamus D. et Henaff F. L., 1985. Indices de végétation, Rennes : Centre régional de Télédétection, Université de Rennes 2 : Presses universitaires de Rennes 2, France, pages
- Begon M., Harper J.L., Townsend C.R., 1990. Ecology: Individuals, Populations and Communities. Blackwell Scientific Publications. 945 p.
- Benoît, M; Girard, C.M et De Vaubernier, E., 1988. Comparaison du comportement spectral de prairies permanentes en Lorraine avec leur type d'utilisation. Agronomie 8, 265-272.
- Biard, F., Bannari, A. and Bonn, F., 1995. SACRI (Soil Adjusted Corn Residue Index) : un indice utilisant le proche et le moyen infrarouge pour la détection des résidus de maïs, 17^e Canadian Symposium on Remote Sensing, Sask
- Blackmer, T. M., J. S. Schepers and G. E. Varvel, 1994. "Light reflectance compared with other nitrogen stress measurements in corn leaves." Agronomy Journal, 86: 934-938.
- Bonan, G.B., 1995. Land-atmospheric interactions for climate system models: Coupling biophysical, biogeochemical and ecosystem dynamical processes. Remote Sensing of Environment, 51, 57-73.
- Bonn F. et Rochon., 1993. Précis de Télédétection – vol. 1 Principes et méthodes, Presses de l'Université du Québec / AUPELF, 485
- Bouman, B.A.M, 1992. Accuracy of estimating the leaf area index from vegetation indices derived from crop reflectance characteristics, a simulation study. International Journal of Remote Sensing, 13:3069-3084.
- Bouman, B.A.M., 1991. The linking of crop growth models and multi-sensor remote sensing data, in Proceedings Fifth International Colloquium on 'Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing', 14-18 January 1991, Courchevel, France, ESA, Paris, SP-319:583-588.

- Box, E.O.; Holben B.N. and Kalb V., 1989. Accuracy of the AVHRR vegetation index as a predictor of biomass, primary productivity and net CO₂ flux. *Vegetatio*, 80: 71-89.
- Broge, N. H. and Leblanc, E., 2000. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. *Remote Sens. Environ.*, 76, 156-172.
- Buschmann, C and E. Nagel, 1993. "In vivo spectroscopy and internal optics of leaves as basis for remote sensing of vegetation." *International Journal of Remote Sensing*, 14: 711-722.
- Camillo, P.J., 1991. Using one and two layer model for evaporation estimation with remotely sensed data. In *Land Surface Evaporation. measurements and Parameterization*, Springer-Verlag (New-York), pp 183-197.
- Carter, G. A. and A. K. Knapp, 2001. "Leaf optical properties in higher plants: linking spectral characteristics to stress and chlorophyll concentration." *American Journal of Botany* 88(4): 677-684.
- Carter, G. A. and R. L. Miller, 1994. "Early detection of plant stress by digital imaging within narrow stress-sensitive waveband." *Remote Sensing of Environment* 50: 295-302.
- Cayrol P., 2000, Assimilation de données satellitaires dans un modèle de croissance de la végétation et de bilan d'énergie, Thèse de doctorat, Télédétection spatiale, L'Institut National Polytechnique de Toulouse.
- Cayrol, P., Chehbouni, A., Kergoat, L., Dedieu, G., Mordelet, P. ET Nouvellon Y., 2000, Grassland modeling and monitoring with SPOT-4 EGETATION instrument during 1997-1999 SALSA experiment. *Agricultural and Forest Meteorology* 105, 91-115.
- Chen, J., 1996. Evaluation of vegetation indices and modified simple ratio for boreal applications. *Can. J. Remote Sens.*, 22, 229-242.
- Chen, J. M. and Black A., 1992. Defining leaf area index for non-flat leaves. *Plant, Cell and Environment*, 15:421-429.
- Clevers, J.G.P.W. and Verhoef, W., 1993. LAI estimation by means of the WdVI: A sensitivity analysis with a combined PROSPECT-SAIL model. *Remote Sensings Reviews*, 7: 43-64.
- Clevers, J.G.P.W., 1988. The derivation of a simplified reflectance model for the estimation of leaf area index. *Remote Sensing of Environment*, 25: 53-69.

- Couteron P. and Kokou K., 1997. Woody vegetation spatial patterns in a semi-arid savanna of Burkina Faso, West Africa. *Plant Ecology*, 132 : 211-227.
- Curran, P. J. and Atkinson, P. M., 2002. Issues of scale and optimal pixel size. In A. Stein, F. Van Der Meer, & B. Gorte (Eds.), *Spatial statistics for remote sensing* (pp. 115–133). Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Danson, F.M. and Curran, P.J., 1993. Factors affecting the remotely sensed response of coniferous forest plantations. *Remote Sensing of Environment*, 43, 55–65.
- Daughtry, C. S. T., Walthall, C. L., Kim, M. S., Brown de Colstoun, E., and McMurtrey III, J. E., 2000. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 74, 229– 239.
- Dejean S., 2002. Comparaison de procédures d'estimation dans le cadre des modèles non linéaires à paramètres aléatoires : application à la modélisation de l'évolution temporelle de l'indice de surface foliaire de cultures observées par télédétection spatiale. Thèse de doctorat, Université Toulouse III – Paul Sabatier, pages 6-10.
- Delécolle, R. et Guérif, M., 1988. Introducing spectral data into a plant process model for improving its prediction ability. 4th International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing. Aussois, France. pp. 125- 127. .
- Estève, P., J. Fontès and J.P. Gastellu-Etchegorry, 1998. Tropical dry ecosystems modelling and monitoring from space. *Ecological modelling*. vol. 108, n°1-3, 175-188.
- Fallon, É., 2003. Évolution du rendement, de la proportion des calibres et du taux d'humidité des pois (*Pisum sativum* L.) destinées à la transformation. Mémoire de maîtrise en sciences de l'agriculture et de l'alimentation, Université Laval, Québec. Pages 31-33.
- Fischer, A., Moulin S., Guyot G., Guérif, M., Delécolle, R., X.F. Gu, Dedieu, G., and F., Baret, 1995, Regional Yield Estimation from the Coupling of Crop Production Models and Satellite Data, *Agronomie*.
- Franklin, J., 1986. Thematic Mapper analysis of coniferous forest structure and composition, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 7(10):1287-1301.
- Garratt, J.R., 1993, Sensitivity of climate simulations to land-surface and atmospheric boundary-layer treatments- a review. *Journal of Climate*, 6:419-449.

- Gastellu-Etchegorry J.-P., Demarez V., Pinel V., et Zagolski F., 1996. Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-d vegetation canopies, *Remote Sensing of Environment*, 58(2): 131-156.
- Gilabert M.A.; Gandia A, S. and Melia, J., 1996. Analyses of spectralbiophysical relationships for a corn canopy. *Remote Sensing of Environment* 55: 11-20.
- Girard M.C. et Girard C.M., 1999. *Traitement des données de télédétection*. DUNOD Ed. Paris, France, pages 90 à 91.
- Gitelson A. A., Merzlyak M. N., Chivkunova O. B. 2001. Optical properties and non-destructive estimation of anthocyanin content in plant leaves. *Photochemistry and Photobiology* 74: 38-45
- Gitelson, A. and Merzlyak, M., 1997. Remote estimation of chlorophyll content in higher plant leaves. *International Journal of Remote Sensing*, 18, 291– 298.
- Gitelson, A. A. and Merzlyak, M. N., 1996, Signature analysis of leaf reflectance spectra: Algorithm development for remote sensing. *J. Plant Physiol.*, 148, 493– 500.
- Gobron, N., Pinty, B., Verstraete, M., and Govaerts, Y., 1999. The MERIS global vegetation index (MGVI): description and preliminary application. *International Journal of Remote Sensing*, 20, 1917– 1927.
- Govaerts, Y. M., Verstraete, M. M., Pinty, B. and Gobron, N., 1999, Designing optimal spectral indices: A feasibility and proof of concept study. *International Journal of Remote Sensing*, 20, 1853– 1873.
- Gower, S. T., Kucharik, C. J. and Norman, J. M., 1999. Direct and indirect estimation of leaf area index, fAPAR and net primary production of terrestrial ecosystems. *International Journal of Remote Sensing*, 70, 29– 51.
- Goward, S.N., Waring, R.H., Dye, D.G. and Yang, J., 1994. Ecological remote sensing at OTTER: Satellite macro scale observations. *Ecological applications* 4: 322-343.
- Goward, S.N.; Tucker, S.J. and Dye, D.G., 1985. North American vegetation patterns observed with the NOAA-7 advanced very high resolution radiometer. *Vegetation*, 64: 3-14.
- Grégoire C., Dondainas N. et Raffy M., 1993. Construction de modèles multispectraux pour milieux hétérogènes à partir de modèles validés sur milieux homogènes : application au LAI. Deuxième réunions sur les changements d'échelle dans les modèles de l'environnement et de la télédétection. Strasbourg, France, 17-19 mai, pages 5-11.

- Guénette, C., 2003. Évaluation du potentiel de l'infrarouge spectral pour la détection hâtive du stress nutritif chez les végétaux de grandes cultures – Application à la culture de la pomme de terre. Mémoire de maîtrise en sciences géomatiques, Université Laval, Québec. Pages 56-58.
- Guerif, M., Machet, J.M. et Droulin, J.F., 1995. Utilisation de la télédétection pour caractériser le statut azote des cultures de betteraves sucrières. 58th Congress – French Technical Institute for Sugar Beet. 19 June 1995. Bruxelles – Belgium.
- Guyot, G., 1990. Optical properties of vegetation canopies, Applications of Remote Sensing in Agriculture. Butterworths, London, pp.427.
- Guyot, G., 1989. Signatures spectrales des surfaces naturelles. Caen, Paradigme, France.
- Haboudane, D., Miller, J.R., Pattey, E., Zarco-Tejada, P.J., Strachan, I.B. 2004, Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture, Remote Sensing of Environment 90: 337-352.
- Haboudane, D., Miller, J. R., Pattey, E., Zarco-Tejada, P. J., and Strachan, I.B. 2003. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. International Journal of Remote Sensing, 90, 337– 352.
- Haboudane, D., Miller, J. R., Tremblay, N., Zarco-Tejada, P. J., and Dextraze, L., 2002. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. International Journal of Remote Sensing, 81, 416– 426.
- Hatfield, J.L., Kanemasu, E.T., Arara, G., Jackson, R.D., Pinter, P.J., Reginato, R.J. and Idso, S.B., 1985. Leaf area estimates from spectral measurements over various dates of wheat. International Journal of Remote Sensing, 6: 167-175.
- Hines W.W. and Montgomery D.C., 1990, Probability and Statistics in Engineering and Management Science. John Wiley and Sons, New York, USA, 732 pp.
- Hobbs, T.J. 1995. The use of NOAA-AVHRR NDVI data to assess herbage production in the arid rangelands of Central Australia. International Journal of Remote Sensing, 16: 1289-1302.
- Horler, D.N.H. and Ahern, F.J., 1986. Forestry information content of Thematic Mapper data. International Journal of Remote Sensing. 7, 405–428.



- Huete, A. R., 1988. A soil vegetation adjusted index (SAVI). *International Journal of Remote Sensing*, 25, 295–309.
- Huete, A.R., Jackson, R.D. and D.F., Post, 1985. Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. *Remote Sens. Environ.*, 17:34-53.
- Jacob F., 1999. Utilisation de la télédétection courtes longueurs d'onde et infrarouge thermique à haute résolution spatiale pour l'estimation des flux d'énergie. Thèse de doctorat à l'université Toulouse III, Toulouse. France.
- Jakubauskas, M.K. and Price, K.P., 1997. Empirical relationships between structural and spectral factors of Yellowstone lodgepole pine forest. *Photogram. Eng. Rem. Sens.* 63, 1375–1381.
- Jordan, C. F., 1969. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, 50, 663– 666.
- Justice, C. O., Vermote, E., Townshend, J. R. G., Defries, R., Roy, D. P., Hall, D. K., Salomonson, V. V., Privette, J. L., Riggs, G., Strahler, A., Lucht, W., Myneni, R. B., Knyazikhin, Y., Running, S. W., Nemani, R. R., Wan, Z. M., Huete, A. R., van Leeuwen, W., Wolfe, R. E., Giglio, L., Muller, J. P., Lewis, P. and Barnsley, M. J., 1998. The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36 (4), 1228–1249.
- Kaufman, Y.-J. And Tanré, D.-C, 1992. Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30, no 2, p. 261-270.
- Kimes, D. S. and J. A. Kirchner, 1982. Radiative transfer model for heterogeneous 3-D scenes. *Applied Optics* 21(22): 4119-4129.
- Knyazikhin Y., Martonchik J.V., Myneni R.B., Diner D.J. and Running S.W. 1998. Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from modis and misr data. *Journal of Geophysical Research*, 103(D24): 32257– 32276.
- Leblon, B. and Guerif, M., 1991. Spectral estimates of PAR interception and biomass production of irrigated rice crops. 2. Model validation with SPOT data. 5th International Colloquium - Physical measurements and Signatures in Remote Sensing, Courchevel, France. pp. 573-576.

- Lichtenthaler, H. K., O. Wenzel, C. Buschmann et A. Gitelson, 1998. Plant stress detection by reflectance and fluorescence. *Annals of the New-York Academy of sciences* 851: 271-285.
- Lillesaeter, O., 1982. Spectral reflectance of partly transmitting leaves: Laboratory measurements and mathematical modeling. *International Journal of Remote Sensing*, 12, 247– 254.
- Los, S. O., Collatz, G. J., Sellers, P. J., Malmström, C. M., Pollack, N. H., DeFries, R. S., Bounoua, L., Parris, M. T., Tucker, C. J. and Dazlich, D. A., 2000. A global 9-year biophysical land-surface data set from NOAA AVHRR data. *Journal of Hydrometeorology*, 1, 183–199.
- Los, S.O., Justice, C.O. and C.J., Tucker, 1994. A global 1° by 1° data set for climate studies derived from the GIMMS continental NDVI data. *Int. J. Remote Sensing*, 15, 17:3493-518.
- Maas, S.J., Jackson, R.D., Idso, S.B., Pinter, Jr, P.J., Reginato, R.J., 1989. Incorporation of remotely sensed indicators of water stress in a crop growth simulation model. Proc. of the 19th Conference on Agriculture and forest Meteorology, 7th-10th March 1989, Charleston, S. Carolina, Published by American Meteorological Society, Boston, Mass., pp:228-231.
- McGwire K, Friedl, M., Estes, J.E., 1993. Spatial structure, sample design and scale in remotely-sensed imagery of california woodland. *International journal of remote sensing*, 14(11): 2137-2164.
- McNairn, H. and Protz, R., 1993. Mapping Corn Residue Cover on Agricultural Fields in Oxford County, Ontario, Using Thematic Mapper. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 19, no 2, p. 152-159
- Moran M.S, Humes K.S and Pinter P.J, 1997. The scaling characteristics of remotely-sensed variables for sparsely-vegetated heterogeneous landscapes. *Journal of Hydrology*, 190: 337-362.
- Moran, M.S., T.R., Clarke, Y., Inoue and A., Vidal, 1994. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index, *Remote Sensing of Environment*, 49, 246-263.
- Moulin S., Kergoat L., Viovy N., and Dedieu G., 1997. Global scale assessment of vegetation phenology using noaa/avhrr satellite measurements. *Journal of Climate*, 10(6) :1154-1170.

- Moulin S., 1995. Assimilation d'observations satellitaires courtes longueurs d'onde dans un modèle de fonctionnement de culture. Thèse de doctorat de l'Université Paul Sabatier de Toulouse, Toulouse, France, pages 33-35.
- Murphy. D. P., Schnug. E. and S. Haneklaus. 1995. Yield mapping - a guide to improve techniques and strategies Proc. of the 3rd Int. Conf. on Precision Agriculture. Minneapolis. ASA-CSSA-SSSA Madison. 33-47.
- Mynemi R., Hoffman S., and Knyazikhin Y., 2002. Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed par from year one of modis data International Journal of Remote Sensing, 83: 214-231.
- North, P. R. J., 1996. Three dimensional forest light interaction model using a monte carlo method. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 34(4): 946-956.
- Oliver M.A., 2001. Spatial scale variation in environmental properties. In Tate N.J. and Atkinson P.M., editors, Modelling Scale in Geographic Information Science, pages 193-219.
- Paruelo, J.M., Oesterheld, M., Di Bella, C.M., Arzadum, M., Lafontaine, J., Cahupé, M, et Rebella, C.M., 2000 (a). Estimation of primary production of sub-humid rangelands from remote sensing data. Applied Vegetation Science 3, 189-195.
- Paruelo J. M., Lauenroth W. K. and Roset P. A., 2000 (b), Technical note: Estimating aboveground Plant Biomass Using a Photographic Technique. Journal of Range Management 53, 190-193.
- Paruelo, J.M., Epstein H. E., Lauenroth, W. K. and Burke, I. C., 1997. ANPP estimates from NDVI for the central grassland region of the U.S. Ecology, 78, 953-958.
- Pinty, B. and M.M. Verstraete, 1992. GEMI: a non linear index to monitor Global vegetation from satellites. Vegetatio, 111:15-20.
- Prince, S.D., 1991. A model of regional primary production for use with coarse resolution satellite data. International Journal of Remote Sensing, 12(6), 1313-1330.
- Privette J.L., W.J. Emery, and D.S. Schimel, 1996. Inversion of a vegetation reflectance model with NOAA- AVHRR data. International Journal of Remote Sensing, 58 :187-200.
- Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A. R., Keer, Y. H. and Sorooshian, S., 1994. A modified soil vegetation adjusted index. Remote Sensing of Environment, 48, 119-126.

- Ripple, W.J., Wang, S., Isaacson, D.L., Pairre, D.P., 1991. A preliminary comparison of Landsat Thematic Mapper and SPOT-1 HRV multispectral data for estimating coniferous forest volume. *International Journal of Remote Sensing*, 12, 1971–1991.
- Rondeaux, G., Steven, M. and Baret, F., 1996. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 55, 95– 107.
- Rosenberg, N.J., B.L. Blad, and S.B. Verma. 1983. *Microclimate: The biological environment*. Wiley-Interscience, New York, pages 255-257.
- Rougean, J. -L. et Breon, F. M., 1995. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. *Remote Sens. Environ.*, 51, 375– 384.
- Roujean, J.L., Leroy, M., Podaire, A. and P.Y., Deschamps, 1992. Evidence of surface reflectance bidirectional effects from a NOAA/AVHRR multi-temporal data set. *Int. J. Remote Sensing*, 13, 4 : 685-698.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., Deering, D. W. and Harlan, J. C., 1974. Monitoring the vernal advancements and retrogradation of natural vegetation. In: NASA/GSFC, Final Report, Greenbelt, MD, USA (pp. 1 –137).
- Roy, P.S. and Ravan, S.A., 1996. Biomass estimation using satellite remote-sensing data – an investigation on possible approaches for natural forest. *Journal of Biosciences* 21, 535–561.
- Running S.W, Justice C., Salamonsen V. and hall D., 1994. Terrestrial remote sensing science and algorithms for eos/modis. *International Journal of remote sensing*, 15: 3587-3620.
- Running, S.W., 1990. Estimating Terrestrial Primary Productivity by Combining Remote Sensing and Ecosystem Simulation. Book: *Remote Sensing of Biosphere Functioning*. Chapter: 4. Editors: R. H. Hobbs and H. A. Mooney, pages 65-86.
- Running, S.W., and J.C. Coughlan, 1988. A global model of forest ecosystem processes for regional applications. Hydrological balance canopy gas exchange and primary production processes. *Ecological Modeling*, 42, 125-154.
- Running, S.W. and Nemani, R.R., 1988. Relating seasonal patterns of the AVHRR vegetation index to simulated photosynthesis and transpiration of forests in different climates. *International Journal of Remote Sensing*, 24, 347-367.
- Sala, O. E., Parton, W. J. , Joyce, L. A. and Lauenroth, W. K., 1988. Primary Production of the central grassland region of the United States. *Ecology*, 69: 40-45.

- Schepers, J. S., Blackmer T. M., Wilhelm W. W. and. Resende M., 1996. "Transmittance and reflectance measurements of corn leaves from plant with different nitrogen and water supply." *Journal of Plant Physiology*, 148: 523-529.
- Sellers, P.J., S. O. Los, C. J. Tucker, C. O. Justice, D. A. Dazlich, G. J. Collatz et D. A. Randall, 1994. A global 1° by 1° NDVI data set for climate studies. Part 2 : The generation of global fields of terrestrial biophysical parameters from the NDVI. *International journal of Remote Sensing.*, 15, 3519-354
- Sellers, P.J.; Berry, J.A. Collatz, C.B. Field, C.B. and Hall, F.G., 1992. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. III A reanalysis using improved leaf models and a new canopy integration scheme. *Remote Sensing of Environment*, 42: 187-216.
- Sellers, P.J., 1987. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. II The role of biophysics in the linearity of their interdependence. *Remote Sensing of Environment*, 21: 143-183.
- Sellers, P.J., Y. Mintz, Y.C. Sud, et A. Dalcher, 1986. A simple biosphere model (SiB) for use within general circulation models. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 43, 505-531.
- Scherrer, B. 1984. *Biostatistique*. Gaétan Morin Éditeur, Chicoutimi, Québec, 850 pp.
- Sims, P., Singh, J. S. and Lauenroth, W.K., 1978, The structure and function of ten western North American grassland. *Journal of Ecology*, 66, 251-85.
- Spanner, M. A., Pierce, L. L., Peterson, D. L. and Running, S. W. 1990. Remote sensing of temperate coniferous forest leaf area index. The influence of canopy closure, understory vegetation and background reflectance. *International Journal of Remote Sensing.*, 11, 95-111.
- Statistique Canada, 2001. *Le Canada en statistiques, CANSIM II, tableaux 379-0019 et 379-0022 et produit no 15-001-XIF au catalogue.*, Statistique Canada. 2002.
- Stein, A. and Ettema, C., 2003. An overview of spatial sampling procedures and experimental design of spatial studies for ecosystem comparisons. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 94, 31-47.
- Tanré, D., Holben, B.N. and Y.J., Kaufman, 1992. Atmospheric correction algorithm for NOAA-AVHRR products : Theory and application. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30, 2:231-248.
- Tanré, D. C., Deroo, C., Duhaut, P., Herman, M., Morcrette, J. J., Perbos. J. et Deschamps. P.Y. 1985. *Effets atmosphériques en télédétection : logiciel de simulation du signal*

- satellitaire dans le spectre solaire. Proceedings of the 3rd International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing, Les Arcs, France, p. 315-319.
- Teillet P. M. and Santer, R. P. 1991. Terrain elevation and sensor altitude dependence in a semi-analytical atmospheric code. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 17, n° p. 36-44.
- Thomas, J. R. and H. W. Gausmann, 1977. "Leaf reflectance vs. leaf chlorophyll and carotenoid concentration for eight crops." *Agronomy Journal* 69, 799-802.
- Tian, Y., Zhang, Y., Knyazikhin, Y., Myneni R.B. , Glassy, J.M., Dedieu, G. and unning, S.W., 2000. Prototyping of Modis lai and fpar algorithm with lasur and landsat data. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 38, no. 5, 2387-2401.
- Townshend J. R. G and Justice C.O. 1988. Selecting the spatial resolution of satellite sensors required for global monitoring of land transformations. *International Journal of remote Sensing*, 9: 187-236.
- Tucker C.J and Sellers P.J. 1986. Satellite remote sensing of primary production. *International Journal of Remote Sensing*, 7(11) : 1395-1417
- Tucker, C.J., Fung, I.Y., Keeling, C.D. and R.H., Gammon, 1986. Relationships between atmospheric CO₂ variations and a satellite-derived vegetation index. *Nature*, 319:195-199.
- Tucker, C.J., Vanpraet, C.L., Sharman, M.J. and Yvanittersum, G., 1985. Satellite remote sensing of total herbaceous biomass production in the Senegalese Sahel. *International Journal of Remote Sensing*. , 17: 233-249.
- Tucker, C. J. 1977. Resolution of grass canopy biomass classes, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 43:1050-1067.
- Turner S.J., O'Neil R.V, Conley W., Conley M.R. and Humphries H.C., 1991. Pattern and scale: Statistics for landscape ecology. In Monica G.Turner and Robert H. Gardner, editors, *Quantitative methods in landscape ecology*, pages 3-14. Springer-Verlag, New-york.
- Turner M.G., Dale V.H. and Gardner R.H., 1989. Predicting across scales: theory development and testing. *Landscape Ecology*, 3(3-4): 245-252.
- Verhoef, W., 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: The SAIL model. *International Journal of Remote Sensing*, 16,125– 141.

- Vermote, E. F., El saleous, N. Z., Justice, C. O., Kaufman, Y. J., Privette, J., Remer, L., Roger, J. C., and Tandre, D., 1997, Atmospheric correction of visible to middle infrared EOS-MODIS data over land surface, background, operational algorithm and validation. *Journal of Geophysical Research*, 102: 17131-17141.
- Viau, A. A., 2000. Agriculture de précision et géomatique agricole: vers une définition. 1er colloque sur la géomatique agricole et l'agriculture de précision, St-Hyacinthe, Qc.
- Virnstein, R. and Tepara, M., 1997, A comparaison of digital multi-spectral imagery versus conventionnal photography for mapping seagrass in Indian River Lagoon (Florida), *Remote Sensing for Marine and Coastal Environments*, Orlando, Florida.
- Wickhan J.D and Riitens R.H., 1995. Sensitivity of landscape metrics to pixel size. *International journal of Remote Sensing*, 16 : 35-85-3594.
- Wu Jianguo and Qi Ye., 2000. Dealing with scale in landscape analysis: an overview. *Geographic information Sciences*, 6(1): 1-5.
- Yang, C., Perterson, C.L., Shropshire, G. J., and Otawa, T., 1998. Spatial variability of field topography and wheat yield in the Palouse region of the Pacific Northwest. *Transaction of the ASAE*. 41, NO.1: 17-29.

ANNEXE

Procédures suivies pour mesurer la biomasse :

1. Récolter un mètre de rang de la culture par parcelle.
2. Peser le poids frais total du mètre (feuilles et fruits) BMFT (biomasse fraîche totale).
3. Prendre un sous échantillon correspondant à environ 15% du nombre de plantes sur le mètre récolté, les identifier et prendre le poids frais total BMFTE (biomasse fraîche totale du sous échantillon).
4. Enlever les feuilles des plantes du sous échantillon et prendre le poids des fruits frais (par différence, nous obtenons le poids frais des feuilles) BMFBE (biomasse fraîche des fruits du sous échantillon).
5. Reprendre le mètre récolté et enlever les feuilles de toutes les plantes et ajouter les fruits du sous échantillon et peser le poids de tous les fruits du mètre échantillonné (par différence, nous obtenons le poids frais des feuilles) BMFB (biomasse fraîche des fruits).
6. Mesurer le diamètre ou la longueur des fruits du sous échantillon.
7. Mettre le sous échantillon au séchoir à 70 °C pendant 4 jours et prendre les poids secs totaux BMSTE (biomasse sèche totale du sous échantillon) et le poids sec des fruits BMSBE (biomasse sèche des fruits du sous échantillon)