T H È S E

pour l'obtention du titre de

Docteur du Centre International d'Études Supérieures en Sciences Agronomiques de Montpellier

Ecole Doctorale : Sciences des Procédés - Sciences des Aliments

Potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage : application à la concentration en azote du blé

présentée et soutenue publiquement le 13 décembre 2010 par

Nathalie VIGNEAU

JURY

Rapporteurs :	Christelle GÉE,	AgroSup Dijon
	Bruno ANDRIEU,	INRA Grignon
Examinateurs :	Agnès BÉGUÉ,	Cirad-Maison de la Télédétection Montpellier
	Jean-Baptiste PIERRE,	Arvalis Boigneville
Directeur de thèse :	Gilles RABATEL,	Cemagref Montpellier
Co-encadrant :	Pierre ROUMET,	INRA Mauguio

Remerciements

Cette thèse a été financée par le projet FUI GARICC du pôle de compétitivité Qualiméditerrannée. Elle s'est déroulée au sein de l'UMR ITAP du Cemagref de Montpellier, je tiens donc à en remercier sa directrice Véronique BELLON-MAUREL. Merci à Jean-Michel ROGER pour m'avoir fait confiance en me proposant cette thèse et à Gilles RABATEL pour l'avoir dirigée.

Merci à Christelle GÉE et Bruno ANDRIEU d'avoir accepté d'être rapporteurs de ma thèse. Merci à l'ensemble des membres du jury, Agnès BÉGUÉ et Jean-Baptiste PIERRE de m'avoir fait l'honneur de juger mon travail.

Un grand merci à Pierre ROUMET pour avoir participé à mon encadrement. Son enthousiasme et son grand optimisme m'ont permis de maintenir le cap au cours de ces 3 années.

Merci également à toutes les personnes ayant participé à mon comité de thèse, Frédéric BARET, Alexia GOBRECHT, Nathalie GORRETTA, Camille LELONG, Rodolphe MARION, Olivier STRAUSS. Ces réunions ont fait mûrir mon sujet et vos remarques m'ont aidé à progresser.

Merci aux relecteurs et relectrices pour m'avoir permis d'améliorer la qualité et la clarté de ce manuscrit ainsi qu'aux personnes ayant participé aux soutenances blanches.

Merci à Frédéric COMPAN pour son aide pendant les manips au champ ou les diverses expérimentations de terrain. Merci à Béatrice RAMORA d'avoir fait pousser des plants de blé en serre exprès pour mes manips et d'avoir pour cela pris sur son espace dans la serre... ! Un merci tout particulier à Martin ECARNOT, qui a été de toutes les manips de terrain, quelles que soient les conditions météo, quels que soient les bugs du protoype. Bref, un grand merci pour ton aide sans laquelle toutes ces manips n'auraient pas pu se faire. Passer des heures dans le froid à prendre des images de blé en pot, je suis sûre que ça va te manquer... !

Merci à Jean-Michel ROGER pour son aide en chimiométrie et notamment sur la technique de l'EPO.

Merci à Frédéric BARET et à Ryad BENDOULA pour les différentes manips de mesure de la BRDF. Leurs conseils et leur aide en optique m'ont été précieux.

Merci à Jean-Luc LABLÉE pour son soutien logistique et son aide en informatique : un ordi 64 bits, des baies de stockage, etc., des bugs en série : je t'en aurai fait voir de toutes les couleurs : merci pour ta disponibilité et ta patience !

Merci également à Myriam TAOUSSI et à Claire AMIEL de la documentation pour leur aide pour l'accès aux revues et aux ouvrages, le prêt entre bibliothèques, etc., enfin tout

ce qui fait la biblio sans laquelle aucune thèse ne peut se faire.

Merci à Michèle ÉGÉA, Nicolas JAHIER et Danièle HOARAU pour leur aide administrative. Leur disponibilité et leur amabilité ont rendu ces aspects administratifs beaucoup moins rébarbatifs. Un merci plus particulier à Michèle pour son aide sur l'aspect financier de ce projet qui m'a servi notamment pour le Nouveau Chapitre de la Thèse.

Enfin, un merci un peu plus personnel à toutes les personnes que j'ai côtoyées pendant cette thèse. Ces trois années au sein de l'unité ITAP ont été très enrichissantes et j'ai apprécié de les partager avec vous. Un merci plus particulier à Nathalie pour le temps passé ensemble lors de conférences. Merci à Dimitris, Anil et Hikaru qui m'ont fait travailler mon anglais ! Merci à Abdelhak, Orianne, Elvira, Daniel, Adeline, Florent et Séverine, aux pauses café passées avec eux, aux discussions animées et aux moment de détente qui ont permis de relâcher la pression.

Merci à mes amis (Fanny, ton tour viendra bientôt) et à ma famille de m'avoir encouragée et soutenue.

Enfin, merci à toi lecteur, qui par ton intérêt, permets que mon travail ne tombe pas dans l'oubli.

RÉSUMÉ
Dans le cadre du projet GARICC visant à adapter les variétés de blé dur aux conditions climatiques et de culture de la région méditerranéenne, la mise en place de nouveaux outils de phénotypage a été prévue. En effet, pour caractériser les plantes, il faut connaître et suivre leur comportement au cours du temps. Pour cela, des méthodes classiques existent mais elles sont fastidieuses et impliquent la destruction des échantillons. Une nouvelle approche consiste à utiliser les propriétés optiques des plantes pour obtenir une information pertinente sur leur physiologie. Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes intéressés au potentiel de l'imagerie hyperspectrale comme outil de phénotypage au champ. La concentration en azote, variable d'intérêt agronomique important a été choisie comme support de l'étude.
Une image hyperspectrale comprend deux dimensions spatiales (comme une image classique) et une troisième dimension spectrale. C'est-à-dire que pour chaque pixel de l'image, le signal est enregistré pour différentes longueurs d'onde contiguës, ce qui définit un spectre. Ce signal dépend de la cible observée et de l'éclairement au moment de la prise d'image. À partir de la réflectance et avec diverses méthodes, il est possible d'accéder à une information sur la biochimie de la feuille comme sa concentration en azote.
Afin d'évaluer le potentiel de cette nouvelle technologie (imagerie hyperspectrale de proximité), nous avons cherché à répondre à plusieurs questions. Est-il possible en dépit de l'éclairement naturel variable de retrouver la réflectance (qui contient l'information sur la physiologie de la plante) à partir d'images hyperspectrales au champ ? Est-il possible d'établir un lien entre concentration en azote et spectres de réflectance (entre 400 et 1000 nm) de feuilles de blé ? Quel est l'effet de la densité de culture sur cette relation ? La concentration en azote des feuilles reste-t-elle accessible lorsque le signal enregistré est perturbé par des effets d'environnement (réflexions multiples) ?
Dans le cadre de cette thèse, nous avons mis en place une procédure de correction en réflectance utilisant une céramique de référence. Cette procédure permet de retrouver la réflectance vraie d'une feuille isolée à plat. Elle conduit cependant à un effet additif (dû à la réflexion spéculaire), à un effet multiplicatif (dû au niveau d'éclairement) et à un effet non linéaire (dû aux réflexions multiples) sur les feuilles inclinées des plantes au champ. Les diverses expérimentations ont montré que la concentration en azote est accessible à partir de spectres de réflectance (400-1000 nm) de feuilles fraîches. Les réflexions multiples conduisent toutefois à une surestimation de la concentration en azote si elles ne sont pas prises en compte dans l'étalonnage du modèle.
Enfin, l'utilisation d'une image au champ permet d'obtenir des statistiques plus représentatives de l'ensemble de la parcelle, le calcul d'une vitesse de fermeture du couvert et permet l'obtention de cartographies d'azote qui autorisent le suivi de la concentration en azote au cours du temps en fonction des différents étages foliaires ou des différentes parties de la feuille (proximale ou distale).

Mots-clés : Imagerie hyperspectrale de proximité, réflectance, concentration en azote, blé.

ABSTRACT
Within the framework of the GARICC project to adapt the durum wheat varieties to climatic and cultural conditions of the Mediterranean region, a theme concerns the implementation of new tools of phenotyping. Indeed, to characterize plants, it is necessary to know and to follow their behaviour in time. For that purpose, classic methods exist but they are tedious, time consuming and imply sample destruction. A new approach consists in using the optical properties of plants to obtain relevant information about their physiology. Within the framework of this thesis, we were interested in the potential of the close-range hyperspectral imaging as tool of field phenotyping. The nitrogen concentration, which is a major agronomical variable, was chosen as support of the study.
A hyperspectral image includes two spatial dimensions (as a classic image) and the third spectral dimension. That means that for every pixel of the image, there is a value of the signal for various wavelengths, what defines a spectre. This signal depends on the observed target and on the illumination received. It is necessary to overcome the illumination to find the reflectance, which is specific for every target. The reflectance of a leaf is bound to its physiological status and to its physical structure. From reflectance and with diverse methods, it is possible to obtain information about the biochemistry of the leaf as its concentration in nitrogen.
To estimate the potential of this new technology (close-range hyperspectral imaging), we tried to answer several questions. Is it possible in spite of the natural illumination to find the reflectance (which contains the information about the physiology of the plant) from hyperspectral images in the field ? Is it possible to establish a link between nitrogen concentration and reflectance spectra (between 400 and 1000 nm) of wheat leaves ? What is the effect of culture density on this relation ? Does the leaf nitrogen concentration remain accessible when the recorded signal is disrupted by environmental effects (multiple reflections) ?
Within the framework of this thesis, we set up a procedure of correction in reflectance using a reference ceramic. This procedure allows finding the true reflectance of a flat isolated leaf. It introduces however an additive effect (due to specular reflection), a multiplicative effect due to illumination level) and a not linear effect (due to multiple reflections) on inclinated leaves of field standing plants.
The diverse experiments showed that the nitrogen concentration is accessible from reflectance spectra (400-1000 nm) of fresh leaves. The multiple reflections leadhowever to an overestimation of the nitrogen concentration if they are not taken into account in the model calibration.
Finally, this study illustrated the interest of close-range hyperspectral imaging with regard to the punctual spectrometry. The fact of having an image, combined with the high spatial resolution allows to obtain more representative data of the plot and to calculate a speed of cover closure. Nitrogen mappings allow following the nitrogen concentration in various leaf level or parts of the same leaf.

Keywords : Close-range hyperspectral imaging, reflectance, nitrogen concentration, wheat.

Table des matières

Introduction **1**

1 De la spectroscopie à l'imagerie hyperspectrale pour la caractérisation de la végétation **7**
1.1 Spectro-radiométrie de la végétation 9
1.1.1 Principes de base 9
1.1.2 Caractéristiques optiques de la végétation 13
1.1.3 Conclusion partielle 16
1.2 Techniques classiques de mesure de spectres de réflectance au champ . . . 17
1.2.1 Spectrométrie ponctuelle 17
1.2.2 Spectrométrie intégrative 18
1.2.3 Radiométrie intégrative 18
1.2.4 Imagerie hyperspectrale 19
1.3 Extraction d'information à partir de la réflectance de la végétation 21
1.3.1 Indices de végétation 21
1.3.2 Méthodes de traitement dédiées à l'utilisation de l'ensemble du spectre 22
1.3.3 Conclusion partielle 28
1.4 Imagerie hyperspectrale de proximité : intérêt et problématique 28
1.4.1 Intérêt de l'imagerie hyperspectrale de proximité 28
1.4.2 Caractéristiques de l'imagerie hyperspectrale de proximité 29
1.5 Conclusion du chapitre 33

2 Matériel et méthodes **37**
2.1 Définitions 39
2.1.1 Caractéristiques spectrales 39
2.1.2 Technologie de séparation spectrale 39
2.1.3 Caractéristiques spatiales 40
2.1.4 Caractéristiques radiométriques 40
2.2 Le dispositif de mesure Garicc 41
2.2.1 Le système de prise d'images 41
2.2.2 La correction radiométrique 42
2.3 Les campagnes de prise d'images 43
2.4 Procédure de correction en réflectance et ses effets sur la réflectance apparente obtenue 45
2.4.1 Cas d'une feuille isolée à plat 46
2.4.2 Cas d'une feuille dans son environnement 48
2.4.3 Conclusion partielle 53

2.5 Le traitement des données . . . 53
2.5.1 Démarche générale . . . 53
2.5.2 Prétraitements . . . 55
2.6 Conclusion du chapitre . . . 57

3 Accessibilité de la concentration en azote à partir de spectres de réflectance (400-1000 nm) de feuilles sur plantes isolées 59
3.1 Introduction de la problématique "azote" . . . 61
3.1.1 Enjeu de la mesure du statut azoté . . . 61
3.1.2 L'azote dans la plante . . . 62
3.1.3 Mesure du statut azoté des cultures . . . 63
3.1.4 Approche proposée . . . 67
3.2 Matériel et méthodes . . . 68
3.2.1 Les mesures de référence . . . 68
3.2.2 Les jeux de données : échantillons et mesures spectrales . . . 68
3.2.3 Le traitement des données . . . 72
3.2.4 Tableau synthétique . . . 74
3.3 Résultats et discussion . . . 76
3.3.1 Gamme spectrale et accessibilité à l'azote . . . 76
3.3.2 Étalonnage d'un modèle à partir des données spectrales de la caméra Hyspex . . . 81
3.4 Conclusion du chapitre . . . 89

4 Étude de la densité de couvert sur la relation réflectance apparente-azote 93
4.1 Introduction . . . 94
4.2 Matériel et méthodes . . . 94
4.2.1 Étude des réflexions secondaires avec des données simulées . . . 94
4.2.2 Modèle plantes au champ . . . 95
4.3 Résultats et discussion . . . 97
4.3.1 Étude des réflexions secondaires avec des données simulées . . . 97
4.3.2 Modèle plantes au champ . . . 100
4.4 Conclusion du chapitre . . . 104

5 Vers un outil opérationnel au champ 107
5.1 Information spatiale et biomasse . . . 108
5.1.1 Suivi du NDVI au cours du temps . . . 108
5.1.2 Vitesse de fermeture du couvert . . . 111
5.2 Information spatiale et concentration en azote . . . 113
5.3 Conclusion du chapitre . . . 117

Conclusion 121

Annexes 127

A Utilisation d'une céramique de référence pour la correction en réflectance 129
A.1 Mesure de la réflectance hémisphérique de la céramique de référence . . . 130

A.1.1 Matériel et méthode . . . 130
A.1.2 Résultats . . . 131
A.2 Mesure de la BRDF de la céramique de référence . . . 133
A.2.1 Matériel et méthode . . . 133
A.2.2 Résultats . . . 133
A.2.3 Conclusion . . . 136
A.3 Validation de la procédure de correction en réflectance . . . 137
A.3.1 Matériel et méthode . . . 137
A.3.2 Résultats . . . 138

B Communications **141**
B.1 Communications à des congrès internationaux . . . 142
B.2 Article dans des revues de rang A . . . 142

Table des figures **143**

Liste des tableaux **147**

Bibliographie **149**

Introduction

L'agriculture est née il y plus de dix mille ans. De chasseur-cueilleur, l'Homme devient producteur. Petit-à-petit, l'agriculture change son mode de vie. La domestication des céréales et des animaux oblige l'Homme à se sédentariser au moins pour quelques mois, le temps d'obtenir des récoltes. La sédentarisation développe l'organisation communautaire et la séparation des métiers : agriculteurs, artisans, commerçants, etc. L'agriculture introduit également la notion de propriété, chacun acceptant que la récolte appartienne à celui qui a semé. Les communautés mettent en place des groupes pour défendre les cultures et les lieux de stockage. C'est également l'apparition des premières guerres.

Dès les débuts de l'agriculture, l'Homme contribue à la sélection génétique des espèces sauvages. Il récolte les graines de céréales sauvages pour les consommer ou les semer. Or, la non-dissémination des graines provient d'une mutation génétique chez les céréales sauvages. En ne plantant que celles-là, l'Homme contribue déjà à une certaine forme de sélection. Par la suite cette sélection fera partie des moyens pour améliorer la qualité et la quantité de la production agricole. En effet, l'accroissement de la population nécessite d'incessants progrès de l'agriculture pour arriver à nourrir la population. Ainsi, l'agriculture de demain devra pouvoir nourrir les 9 milliards d'êtres humains que la Terre portera d'ici à 2050 tout en relevant les défis de l'époque moderne comme la préservation de l'environnement.

Plusieurs méthodes peuvent participer à l'amélioration de la qualité et de la quantité de la production agricole : l'amélioration des variétés cultivées par la sélection génétique et l'amélioration des pratiques culturales. La sélection génétique est née en même temps que l'agriculture, sans même que l'Homme en ait conscience ou n'en comprenne les fondements. L'amélioration des pratiques culturales relève, quant à elle, d'une volonté humaine dès le début. Elle est passée par l'assolement triennal, la découverte de la charrue et plus récemment par l'utilisation de produits chimiques comme engrais ou pour lutter contre les maladies et les mauvaises herbes.

Quelle que soit la technique utilisée, l'amélioration des productions nécessite une bonne connaissance de la plante cultivée ; une connaissance générale de son fonctionnement, son cycle de croissance mais aussi son état physiologique à un moment donné de sa croissance. Pour cela, il est nécessaire d'effectuer, au cours du cycle de croissance, différentes mesures telles que la teneur en eau, la concentration en azote (qui sont en lien chez les graminées avec la qualité finale du grain), la biomasse produite (en lien avec le rendement

final), etc. Pour réaliser ces mesures, il existe différentes méthodologies qui ont toutes un point commun : elles sont destructives. Si ces méthodes ont le mérite d'être exactes et précises, elles comportent cependant de nombreux désavantages comme par exemple de condamner la plante mesurée. Un paramètre donné ne peut donc pas être suivi dans le temps, en tout cas pas sur une même plante.

Cette thèse s'effectue dans le cadre du projet Garicc (Génotypes de blé dur et Adaptation Régionale aux Itinéraires techniques et aux Contraintes Climatiques, projet du pôle de compétitivité Qualiméditerranée) visant l'adaptation des variétés de blé dur aux conditions climatiques et aux itinéraires techniques de la région méditerranéenne. C'est donc dans l'optique de la sélection génétique que nous nous intéresserons à la mesure de paramètres agronomiques.

L'évolution des conditions climatiques, mais aussi la diversification des modalités de la production agricole impliquent, pour une espèce donnée, de disposer de matériel d'intérêt agronomique diversifié et adapté à cette nouvelle palette de conditions de production. Cette adéquation entre choix des génotypes et adaptation "locale" est particulièrement importante dans les zones de production pour lesquelles la durabilité de l'agriculture repose sur sa capacité à générer de façon régulière une production de qualité.

La prise en considération de ces contraintes implique de disposer d'un matériel très diversifié sur le plan génétique afin de pouvoir identifier des génotypes intéressants en termes d'adaptation.

Le phénotypage : un enjeu majeur

Le potentiel d'adaptation du matériel génétique testé dans un milieu donné se traduit par le phénotype exprimé dans cet environnement. Mesurer ce phénotype et mettre en relation la mesure obtenue avec le contexte environnemental dans lequel elle a été exprimée est donc un enjeu majeur.

Si importante soit elle, force est de constater que l'acquisition de données phénotypiques (nature des données, débit de collecte) n'a pas connu une évolution aussi forte que dans le domaine du génotypage. En effet, le développement des marqueurs moléculaires et l'augmentation du débit des techniques de génotypage permet d'envisager des génotypages très denses avec plusieurs milliers voire dizaines de milliers de marqueurs. Au regard d'un tel développement technologique, le retard pris dans la mise en place de systèmes d'acquisition de collectes de données phénotypiques "haut débit" est tel que ce phénotypage est, aux yeux de la communauté des généticiens, le facteur limitant dans la recherche des gènes impliqués dans le contrôle des paramètres agronomiques.

Pour la plupart, les caractères agronomiques cibles concernent des caractères très intégratifs (biomasse totale, productivité en grains, teneur en protéines du grain). Ils résultent donc d'interactions complexes entre des métabolismes différents mis en place tout au long de la vie de la plante. En effet la réalisation d'un phénotype donné (par exemple, une teneur en protéines particulière) peut se faire de différentes manières bruitant l'identification des gènes impliqués dans le contrôle de ce caractère. Une connaissance plus fine de l'élaboration de ces caractères est nécessaire dans la compréhension et l'identification

des déterminismes génétiques sous-jacents.
Par exemple, il est fortement souhaitable d'avoir accès à l'état azoté de la plante au cours de son cycle, à des paramètres liés à le remobilisation de cet azote vers le grain pour comprendre l'élaboration de la teneur en protéines du grain. Une telle décomposition se heurte toutefois aux coûts générés par l'acquisition de ces données sur les échantillons collectés : surcoût en termes d'expérimentation pour prendre en compte les prélèvements destructifs, collectes et analyses des échantillons en nombre, sans compter le problème de représentativité de ces "bottillons" ni la difficulté de construire des courbes de réponse ou des dynamiques d'accumulation. L'accès à ces composantes implique de disposer d'outils nouveaux de phénotypage, non destructifs permettant de suivre en continu la croissance et le développement reproducteur d'une gamme génotypique. Afin d'optimiser la détection des génotypes optimaux, les différentes équipes de chercheurs doivent pouvoir mesurer non plus uniquement un caractère agronomique complexe mais aussi chacune de ses composantes.

Malheureusement, la mise en œuvre des campagnes de mesures pour collecter ces composantes requiert des opérations coûteuses en temps et en moyens : elle nécessite le plus souvent un appareillage complexe, des compétences spécifiques et des analyses destructives qui obligent à surdimensionner le dispositif expérimental.

Pour commencer à combler le retard technologique du phénotypage par rapport au génotypage, il est nécessaire de mettre en place d'autres outils qui soient :
- **rapides** : le temps d'acquisition doit être suffisamment rapide pour effectuer un suivi dynamique au cours de la saison de culture. Les outils doivent pouvoir également être facilement mobilisables, dès que l'utilisateur a besoin d'une mesure supplémentaire.
- **non destructifs** : en effet, dans le domaine de la génétique, il existe une contrainte semence-espace non négligeable. Les espèces à tester ou à suivre n'existent qu'en petite quantité. De plus, le plus souvent l'espace disponible pour les faire pousser est restreint du fait du grand nombre d'espèces à tester. Il est donc inconcevable de détruire des échantillons pour des mesures.
- **non invasifs** : il ne faut ni fils, ni appareillage à demeure pour ne pas gêner la croissance des plantes,
- **utilisables en peuplement** : l'environnement d'une plante a un effet non négligeable sur sa croissance, il est donc important d'étudier le comportement d'une espèce en peuplement et non seulement en pots sous serre.
- **adaptés aux petites parcelles** : en effet la contrainte semence-espace évoquée plus haut conduit les généticiens à faire pousser les espèces à tester sur des micro-parcelles de quelques rangs seulement.

La spectroscopie proche infra rouge a démontré, ces dernières années, qu'elle possédait des potentialités très intéressantes pour générer des prédictions très fiables de différentes caractéristiques physiques ou chimiques de différentes matrices (broyat de plantes entières, grains entiers, etc.). La dynamique de progrès sur ce type de technique permet de disposer aujourd'hui d'appareils portables utilisables non plus en laboratoire mais directement sur des sites expérimentaux sur des plantes en cours de croissance et ce, pour le développement de prédictions de bio-indicateurs : surface foliaire, statut azoté,

température du couvert, pression parasitaire, statut hydrique.

Cette technique peut être étendue aux plantes fraîches en utilisant des spectres de feuilles obtenus directement au champ. Il est alors possible, en recueillant des informations sur les caractéristiques optiques des plantes au cours de leur cycle de croissance, d'obtenir de manière indirecte une information sur leur statut physiologique, leurs carences éventuelles, etc. Cette approche s'est généralisée par l'usage de la télédétection (usage de capteurs optiques embarqués sur des avions ou des satellites) en agriculture de précision. Si ces techniques ont fait leurs preuves, notamment pour détecter les stress azoté ou hydrique des plantes, l'usage de la télédétection n'est pas adapté pour répondre aux attentes listées plus hauts. Non seulement la résolution spatiale (taille du plus petit élément que l'on peut distinguer sur une image) de la télédétection n'est pas adaptée aux micro-parcelles, mais la contrainte temporelle est également non négligeable : il s'écoule généralement plusieurs jours entre la prise d'image et la récupération des données par le demandeur. De plus, il est difficile voire impossible d'obtenir des données à la demande, la commande d'un survol nécessitant au moins plusieurs jours de planification.

Pour répondre au cahier des charges défini plus haut, les équipes impliquées dans le projet Garicc (Cemagref, INRA) ont imaginé un prototype associant technologie hyperspectrale et mesure de proximité. Ce dispositif est constitué d'une caméra hyperspectrale montée sur un tracteur et qui permet le suivi de micro-parcelles à 1 m au-dessus de la végétation. Ce travail de thèse consiste à évaluer le potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage au champ. La mise en œuvre de cette technologie de pointe, qui plus est en extérieur, nécessite de répondre à de nombreuses questions à commencer par les deux suivantes : est-il possible avec cet outil d'accéder aux propriétés optiques des plantes, et si oui comment ? Comment faire le lien entre ces propriétés optiques et les paramètres agronomiques d'intérêt que l'on veut mesurer ?

Le manuscrit suivra l'articulation suivante : dans une première partie, nous nous intéresserons à l'imagerie hyperspectrale de proximité : quel est son intérêt, comment donne-t-elle accès à un spectre de réflectance et, à partir de là, à une information sur la végétation ? Ce chapitre introduira la problématique en détaillant les considérations à prendre en compte pour l'utilisation de l'imagerie hyperspectrale au champ. Pour répondre aux différentes questions scientifiques soulevées par l'utilisation de l'imagerie hyperspectrale de proximité, nous avons choisi une approche expérimentale, dont l'aspect "matériel et méthodes" est décliné dans le deuxième chapitre. Dans les deux chapitres expérimentaux qui suivent, nous montrerons comment il est possible de relier un spectre de réflectance à la valeur d'une variable agronomique, en prenant comme exemple illustratif la concentration en azote du blé. Dans un premier temps, seule cette relation entre réflectance et concentration en azote est étudiée (chapitre 3), à travers les réponses aux questions suivantes : quelle est la relation entre la chlorophylle et l'azote ? Quel est l'impact de la gamme spectrale utilisée sur la qualité de prédiction de la concentration en azote foliaire ? Comment l'utilisation de la chimiométrie peut-elle nous aider à accéder à la concentration en azote des feuilles ? Puis, dans le chapitre 4, l'étude des effets de l'environnement, des réflexions multiples et de la structure de la canopée sur la relation entre concentration en azote et spectres de réflectance est abordée. En effet, de nouvelles questions se posent notamment pour une application de l'outil en extérieur sur une population représentative :

la concentration en azote des feuilles reste-t-elle accessible lorsque le signal est perturbé par des effets d'environnement ? Est-il possible de prédire la concentration en azote de feuilles au sein d'un couvert dense ? Enfin, un dernier chapitre synthétisera l'utilisation qui peut être faite au champ de l'outil actuel en insistant sur l'intérêt de la composante spatiale, notamment pour calculer une vitesse de fermeture du couvert. En conclusion les perspectives de cet outil et des pistes de recherche complémentaires seront proposées.

Chapitre 1

De la spectroscopie à l'imagerie hyperspectrale pour la caractérisation de la végétation

Dans ce chapitre, nous nous efforcerons d'expliciter pourquoi et comment l'imagerie hyperspectrale de proximité peut être utilisée pour avoir accès à une information sur la végétation. Pour ce faire, nous nous intéresserons, dans un premier temps, au principe de la spectro-radiométrie de la végétation. Nous donnerons quelques définitions et détaillerons les propriétés optiques de la végétation. Dans un deuxième temps, nous verrons quels sont les différents moyens d'obtenir un spectre de végétation au champ et quelles informations on peut extraire de ces mesures de réflectance de la végétation. Par la suite, nous montrerons en quoi l'imagerie hyperspectrale de proximité est la plus adaptée à notre étude. Nous expliciterons la problématique soulevée par l'utilisation de l'imagerie hyperspectrale de proximité ainsi que la complexité du signal enregistré. Enfin, nous conclurons ce premier chapitre sur les précautions à prendre et les étapes à suivre pour l'utilisation de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage.

Sommaire

1.1 Spectro-radiométrie de la végétation 9

1.1.1 Principes de base 9

1.1.1.1 Le rayonnement lumineux : quelques notions de radiométrie 9

1.1.1.2 Interaction rayonnement-surface : introduction aux notions de réflectance et de BRDF 10

1.1.2 Caractéristiques optiques de la végétation 13

1.1.2.1 Origine des propriétés optiques : structure, absorption des différents constituants 13

1.1.2.2 Caractéristiques principales d'un spectre de réflectance de végétation 14

1.1.2.3 Variation des propriétés optiques en fonction de facteurs anatomiques 15

1.1.2.4 BRDF d'une feuille 16
1.1.3 Conclusion partielle 16
1.2 Techniques classiques de mesure de spectres de réflectance au champ 17
1.2.1 Spectrométrie ponctuelle 17
1.2.2 Spectrométrie intégrative 18
1.2.3 Radiométrie intégrative 18
1.2.4 Imagerie hyperspectrale 19
1.3 Extraction d'information à partir de la réflectance de la végétation 21
1.3.1 Indices de végétation 21
1.3.2 Méthodes de traitement dédiées à l'utilisation de l'ensemble du spectre 22
1.3.2.1 Approche statistique 23
1.3.2.2 Approche physique 26
1.3.3 Conclusion partielle 28
1.4 Imagerie hyperspectrale de proximité : intérêt et problématique 28
1.4.1 Intérêt de l'imagerie hyperspectrale de proximité 28
1.4.2 Caractéristiques de l'imagerie hyperspectrale de proximité . . . 29
1.4.2.1 Un éclairage naturel 29
1.4.2.2 Une radiométrie complexe 31
1.5 Conclusion du chapitre 33

1.1 Spectro-radiométrie de la végétation

La radiométrie est la mesure quantitative de l'intensité du rayonnement électromagnétique. La spectroscopie ou spectrométrie est l'étude expérimentale du spectre d'un phénomène physique. La spectro-radiométrie consiste à étudier l'interaction entre un rayonnement et un objet et à mesurer des spectres. On parle de spectro-radiométrie de la végétation lorsque la végétation est prise comme objet d'étude.

1.1.1 Principes de base

La radiométrie utilise des termes spécifiques, parfois mal utilisés, qu'il est important de définir avant de poursuivre.

1.1.1.1 Le rayonnement lumineux : quelques notions de radiométrie

Les définitions proviennent de Guyot (1989); Desvignes (1997); Chiron de La Casinière (2003). Le lecteur pourra s'y reporter pour plus de détails. Il est à noter que chaque terme défini ici peut être exprimé en unités énergétiques, unités lumineuses ou unités photoniques. Dans notre étude, nous nous intéresserons aux grandeurs énergétiques mais le terme énergétique sera souvent omis dans les sections suivantes.

Définition d'un angle solide

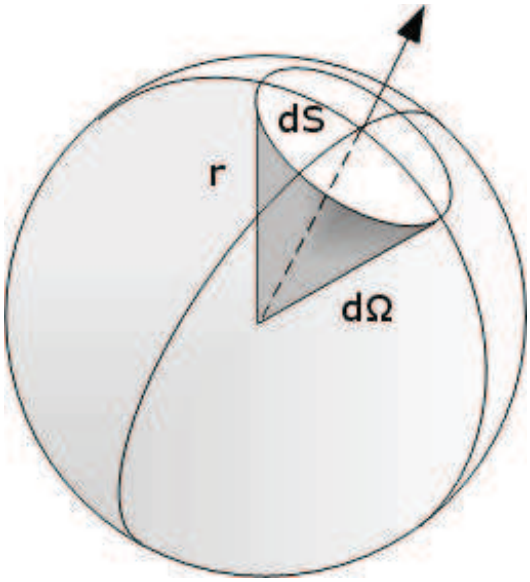


Figure 1.1: Définition d'un angle solide (source : image wikipedia modifiée).

Considérons un cône qui intercepte sur une sphère de rayon r une surface dS (figure 1.1), l'angle solide correspondant est $d\Omega$ tel que :

$$d\Omega = \frac{dS}{r^2} \tag{1.1}$$

Un angle solide se mesure en stéradians (sr). L'angle solide correspondant à une sphère entière vaut 4π.

Concept d'intensité énergétique
L'intensité énergétique (I) est le flux énergétique ($d\Phi$) émis par une source ponctuelle par unité d'angle solide et dans une direction donnée (θ, φ) :

$$I(\theta, \varphi) = \frac{d\Phi(\theta, \varphi)}{d\Omega} \tag{1.2}$$

où θ, φ repèrent une direction donnée en coordonnées polaires (θ, l'angle zénithal et φ, l'angle azimutal), $d\Omega$ l'angle solide. L'intensité énergétique se mesure en $W.sr^{-1}$.

Luminance énergétique
La luminance énergétique (L) d'une source est définie comme le flux de rayonnement par unité d'angle solide qui quitte la source dans une direction donnée et par unité de surface apparente de la source dans cette direction.

$$L(\theta, \varphi) = \frac{d\Phi(\theta, \varphi)}{d\Omega} \cdot \frac{1}{dScos\theta} \tag{1.3}$$

soit :

$$L(\theta, \varphi) = \frac{I(\theta, \varphi)}{dScos\theta} \tag{1.4}$$

La luminance se mesure en $W.m^{-2}.sr^{-1}$.

Le rayonnement peut être émis (par une source) ou reçu (par un récepteur). Il existe donc plusieurs grandeurs directement liées aux récepteurs. C'est le cas, par exemple, de la notion d'éclairement.

Éclairement énergétique
L'éclairement énergétique (E) est la puissance reçue par unité de surface d'un récepteur. En un point de la surface, l'éclairement est le rapport du flux de rayonnement reçu $d\Phi_r$ par la surface dS d'un élément infiniment petit centré sur le point :

$$E = \frac{d\Phi_r}{dS} \tag{1.5}$$

L'éclairement se mesure en $W.m^{-2}$.
L'exitance est la puissance émise par unité de surface d'une source (en $W.m^{-2}$). Il y a donc symétrie entre exitance (source) et éclairement (récepteur).
Le tableau 1.1 résume les termes définis dans cette section.

1.1.1.2 Interaction rayonnement-surface : introduction aux notions de réflectance et de BRDF

La lumière (naturelle ou artificielle) qui atteint un objet interagit avec celui-ci. La cible peut absorber l'énergie incidente, la transmettre ou la réfléchir. D'après le principe de conservation de l'énergie, on peut écrire :

Tableau 1.1: Rappel des concepts de radiométrie.

source	récepteur	expression	unités
intensité énergétique		$\frac{d\phi}{d\Omega}$	$W \cdot sr^{-1}$
luminance	luminance	$\frac{I}{dScos\theta}$	$W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1}$
exitance	éclairement	$\frac{d\phi}{dS}$	$W \cdot m^{-2}$

$$E_I(\lambda) = E_R(\lambda) + E_A(\lambda) + E_T(\lambda) \tag{1.6}$$

où $E_I(\lambda)$ est l'énergie incidente, $E_R(\lambda)$ l'énergie réfléchie, $E_A(\lambda)$ l'énergie absorbée, $E_T(\lambda)$ l'énergie transmise et λ la longueur d'onde.

La proportion de chaque interaction dépendra des caractéristiques du matériau considéré et de la longueur d'onde.

La réflexion d'un rayonnement peut suivre deux comportements (figure 1.2) :
– la **réflexion spéculaire**, dans laquelle le flux se réfléchit selon la loi de Descartes (i.e. le flux réfléchi reste directionnel et présente un angle de réflexion égal à l'angle d'incidence),
– la **réflexion diffuse**, qui renvoie le flux incident dans toutes les directions avec une symétrie axiale autour de la normale au plan récepteur.



(a) comportement spéculaire (b) comportement diffus

Figure 1.2: Comportement de la lumière.

La réflexion diffuse a été décrite par Lambert (1760) et on dit qu'une surface diffusante est lambertienne. Une surface lambertienne a une luminance indépendante de l'angle de visée. De plus, si cette surface lambertienne renvoie la totalité du rayonnement reçu, on dit en plus que c'est un diffuseur parfait.

La réflexion spéculaire est une réflexion de surface (i.e. la lumière ne pénètre pas à l'intérieur de l'objet), elle ne comporte donc aucune information sur l'objet. Elle est donc indépendante de la longueur d'onde. Au contraire, la réflexion diffuse est une réflexion

de volume, i.e. elle provient de l'interaction de la lumière avec les composants internes de l'objet considéré. Elle comporte donc une information sur l'objet observé et sa signature spectrale est celle des composants de l'objet.

Une surface naturelle se situe généralement entre ces deux extrêmes et constitue un réflecteur diffusant non lambertien, c'est-à-dire, que l'énergie ré-émise dépend de l'angle de réflexion. De plus, une surface peut être plane dans son ensemble mais rugueuse à plus petite échelle. Elle peut donc être considérée comme un ensemble de microfacettes sur lesquelles se produit de la réflexion spéculaire (Torrance et Sparrow, 1967; Cook et Torrance, 1981). La réflexion spéculaire n'est donc pas totalement directive car se produisant pour plusieurs angles. Elle occupe ainsi un cône autour d'une direction principale, constituant un lobe spéculaire (voir figure 1.3).



Figure 1.3: Lobe spéculaire.

Par définition (Schaepman-Strub *et al.*, 2006), la réflectance (R) est le rapport d'une exitance sur un éclairement. Une surface étant à la fois un récepteur d'un rayonnement et la source d'un nouveau rayonnement, la réflectance d'une surface peut se définir comme le rapport des deux. D'après la loi de la conservation de l'énergie, la valeur de la réflectance est forcément comprise entre 0 et 1.

Le facteur de réflectance (noté ρ) est, quant à lui, le rapport du flux réfléchi par une surface sur le flux que renverrait un diffuseur lambertien parfait dans les mêmes conditions.

Dans le cas général, la réflectance d'une surface dépend de la direction incidente (i.e. direction du rayonnement lumineux reçu par la surface, θ_s, φ_s) et de la direction de visée (i.e. direction du capteur mesurant cette BRDF, θ_v, φ_v). Il est donc nécessaire de définir une fonction plus précise. La BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function ou fonction bidirectionnelle de distribution de la réflectance), introduite par Nicodemus *et al.* en 1977, décrit la diffusion d'un faisceau provenant d'une direction d'incidence dans une autre direction de l'hémisphère (figure 1.4). Puisqu'il s'agit de quantités infinitésimales, cela ne peut être mesuré (Nicodemus *et al.*, 1977). Par abus de langage, la BRDF est souvent assimilée à la mesure des flux biconiques : c'est ce que nous adopterons par la suite.
La BRDF se définit donc comme le rapport de la luminance émise dans une direction donnée (θ_v, φ_v) sur l'éclairement reçu dans une direction donnée (θ_s, φ_s) soit :

$$BRDF(\theta_s, \varphi_s, \theta_v, \varphi_v) = \frac{dL_R(\theta_v, \varphi_v)}{dE(\theta_s, \varphi_s)} \tag{1.7}$$

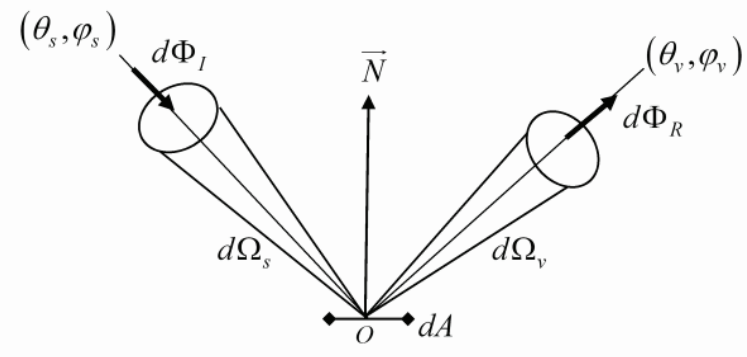


Figure 1.4: Schéma illustrant la fonction de distribution de la réflectance bidirectionnelle (BRDF), source : Bousquet (2007).

Un diffuseur lambertien parfait aura une BRDF de $\frac{1}{\pi}$.

La BRDF peut s'interpréter ainsi : la luminance L émise par un échantillon est la conséquence de l'éclairement E qu'il reçoit. Il existe une relation linéaire entre la cause (l'éclairement) et la conséquence (la luminance) : $L = BRDF \times E$. La BRDF est une caractéristique de l'échantillon qui dépend des directions d'éclairement et d'observation, ainsi que de la longueur d'onde. La BRDF quantifie l'énergie réfléchie dans une direction particulière. L'énergie réfléchie dans toutes les directions de l'hémisphère pour une incidence donnée est quantifiée par la réflectance directionnelle hémisphérique (Directional Hemispherical Reflectance Factor, DHRF) :

$$DHRF(\theta_s, \varphi_s) = \int BRDF(\theta_v, \varphi_v) cos\theta_v d\Omega_v \tag{1.8}$$

1.1.2 Caractéristiques optiques de la végétation

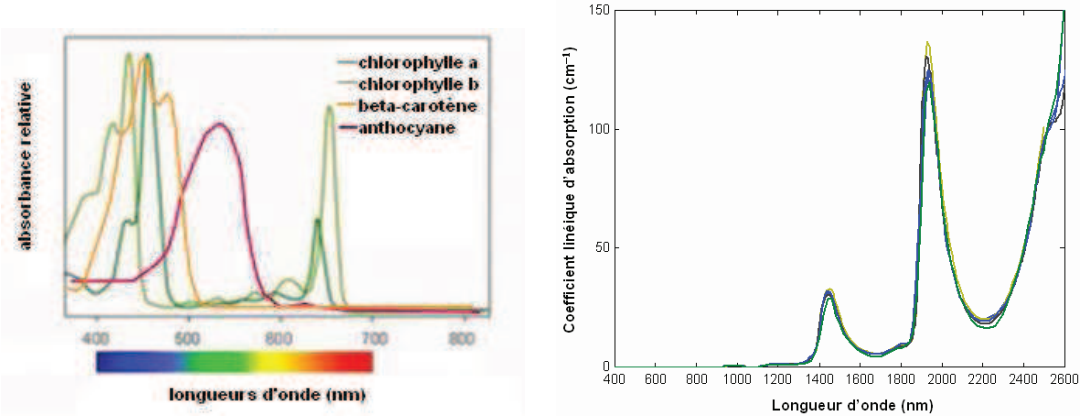
Les caractéristiques optiques d'une feuille sont déterminées par sa structure et l'absorption de ses constituants (pigments, eau, etc.) mais aussi par ses facteurs anatomiques (état de surface, etc.).

1.1.2.1 Origine des propriétés optiques : structure, absorption des différents constituants

Les propriétés optiques des feuilles caractérisent leur capacité à absorber, réfléchir ou transmettre la lumière. La répartition entre réflectance diffuse et transmittance de la partie non absorbée dépend de la structure interne de la feuille. La diffusion au sein de la feuille provient de l'espace intercellulaire où circulent les gaz de la photosynthèse. Ces espaces d'air causent de brusques discontinuités d'indice de réfraction, générant de nombreuses réflexions.

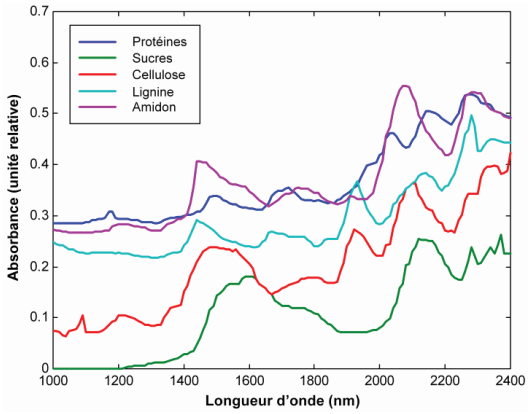
Les propriétés optiques des feuilles proviennent de l'absorption de la lumière par les différents constituants. La feuille est principalement constituée d'eau entre 50 et 90 %, de pigments (chlorophylles, caroténoïdes, etc.), de protéines (notamment la RubisCo indispensable à la photosynthèse) et de sucres (dont l'amidon, principale source de stockage

des sucres ; la cellulose, élément de structure de la feuille). La figure 1.5 illustre l'absorption des différents constituants foliaires. L'eau absorbe de façon négligeable dans le visible, moyenne dans le proche infra-rouge et forte dans le moyen infra-rouge avec des pics d'absorption à 960 nm, 1450 nm et 1950 nm. Les pigments absorbent dans le visible et sont responsables de la couleur des feuilles. Les différents pigments chlorophylliens (chlorophylles a et b) absorbent dans le rouge et le bleu donnant leur couleur verte aux feuilles. En automne, les feuilles perdent leur chlorophylle, on ne voit donc plus que l'effet des anthocyanes et des caroténoides (qui absorbent majoritairement dans le vert et le bleu respectivement), d'où les couleurs rouge-orangé.



(a) pigments

(b) eau



(c) matière sèche

Figure 1.5: Spectres d'absorption des différents constituants foliaires : pigments (source : "http ://harvardforest.fas.harvard.edu/research/leaves/" modifié), eau (source : Bousquet (2007) d'après Segelstein (1981)), et matière sèche (source : Bousquet (2007) d'après Wessman (1990)).

1.1.2.2 Caractéristiques principales d'un spectre de réflectance de végétation

La figure 1.6 présente la réflectance d'une feuille de dicotylédone. Même si l'amplitude du spectre dépend de l'espèce, de l'âge, de l'état de la feuille et bien d'autres paramètres, ce spectre est globalement représentatif des propriétés optiques d'une feuille. On y distingue trois grands domaines :

– le **visible** (400-750 nm) : ce domaine est caractérisé par une faible réflectance. La majeure partie du rayonnement (environ 80%) est absorbée par les pigments foliaires

(chlorophylles a et b dans le bleu (450 nm) et le rouge (660 nm), caroténoïdes dans le bleu et anthocyanes dans le vert),
- le **proche infra-rouge** (750-1000 nm) : les phénomènes d'absorption étant très faibles (10 % environ), on observe un plateau dont le niveau dépend de la structure anatomique des feuilles (réflexion de surface et diffusion interne due aux discontinuités d'indices de réfraction entre les espaces intercellulaires, les parois cellulaires et l'eau des vacuoles),
- le **moyen infra-rouge** (1200-2500 nm) : les propriétés optiques des feuilles sont principalement affectées par l'eau. L'absorption de l'eau y est prépondérante avec des maxima à 1450, 1950 et 2500 nm et masque la faible absorption de la matière sèche. Lorsque la feuille se dessèche, les effets des protéines, ainsi que de la cellulose et de la lignine présentes dans la paroi cellulaire des feuilles apparaissent.

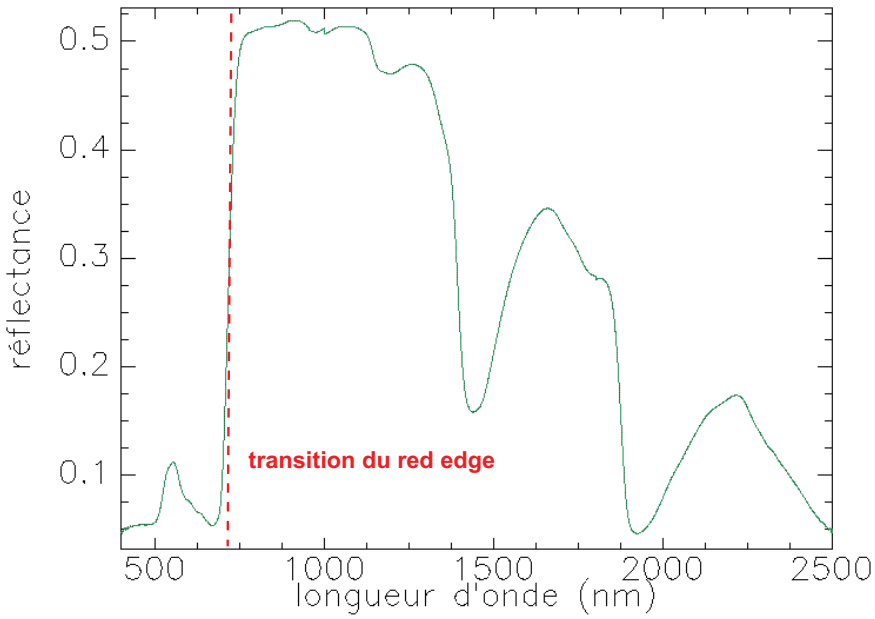


Figure 1.6: Spectre de réflectance d'une feuille de dicotylédone dans le domaine optique.

La transition abrupte entre la forte absorption par les pigments dans le visible et la faible absorption dans l'infra-rouge est appelé red-edge. La position du point d'inflexion de la courbe de réflectance est caractéristique de l'état physiologique de la plante et couramment utilisée pour détecter le stress éventuel de la végétation.

1.1.2.3 Variation des propriétés optiques en fonction de facteurs anatomiques

Plusieurs éléments anatomiques peuvent induire des variations de la réflectance des feuilles.

L'épiderme, couche compacte de cellules qui protège la feuille de l'extérieur et contribue à son maintien, joue également un rôle dans les propriétés optiques de la feuille. La présence, ou non, d'une couche de cire ou de poils (pour protéger contre la perte excessive

d'eau par la feuille) change les propriétés réflectives de l'épiderme (Grant, 1987).

La réflectance d'une feuille peut également être modifiée en fonction de l'âge de la feuille. En effet, selon que la feuille sera jeune, mature ou sénescente, elle ne contiendra pas la même proportion de pigments, ce qui affecte la réflectance dans le visible (plus grande en période de sénescence). De plus, lors de la sénescence, les parois cellulaires s'affaissent, l'intérieur de la feuille se désorganise, augmentant le nombre d'interfaces cellule-air et donc les phénomènes de diffusion au sein de la feuille : la réflectance de la feuille augmente dans le proche infra-rouge.

1.1.2.4 BRDF d'une feuille

En première approximation, une feuille est souvent considérée comme un diffuseur lambertien (Chelle, 2006; Grant, 1987). La BRDF d'une feuille s'écrit alors :

$$BRDF_{feuille} = \frac{\rho(\lambda)}{\pi} \tag{1.9}$$

où $\rho(\lambda)$ est le facteur de réflectance.

En étudiant une feuille d'un peu plus près, on constate que sa surface présente des microfacettes entraînant de la rugosité et donc une certaine répartition de sa réflexion spéculaire (Chelle, 2006; Grant, 1987). Comme indiqué plus haut, la réflexion spéculaire étant une réflexion de surface, elle est indépendante de la longueur d'onde. Bousquet (2007) a vérifié l'invariance de la composante spéculaire en fonction de la longueur d'onde. On peut donc écrire :

$$BRDF_{feuille} = \frac{\rho(\lambda)}{\pi} + k(\theta_v, \varphi_v) \tag{1.10}$$

où k est une fonction indépendante de la longueur d'onde.

Dans sa thèse, Bousquet (2007) propose une modélisation des propriétés optiques directionnelles des feuilles inspirée du modèle Cook-Torrance (Cook et Torrance, 1981) qui ne fait intervenir que deux paramètres pour la composante spéculaire : le paramètre de rugosité σ et l'indice de réfraction n.

1.1.3 Conclusion partielle

Dans cette section, nous avons noté que la réflectance d'une feuille dépend de l'angle d'incidence et de l'angle de visée. Nous avons vu qu'il est possible d'écrire la BRDF d'une feuille de la façon suivante :

$$BRDF_{feuille} = \frac{\rho(\lambda)}{\pi} + k(\theta_v, \varphi_v) \tag{1.11}$$

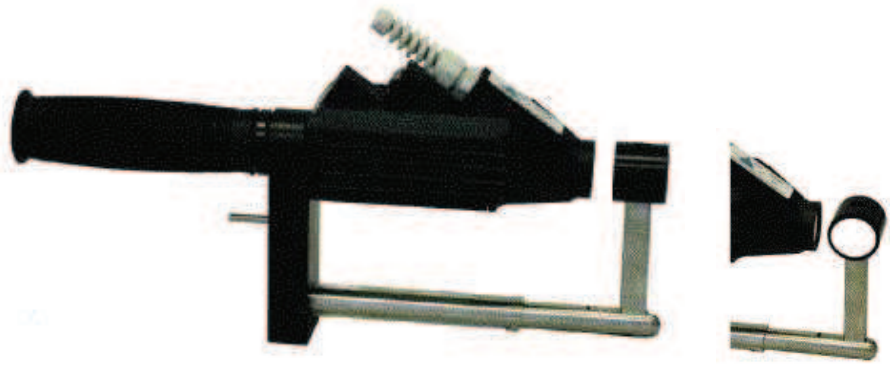
La composante diffuse de la réflectance d'une feuille $\rho(\lambda)$ est liée à la composition interne des feuilles. C'est elle qui nous apportera une information sur la physiologie de la feuille et c'est donc elle qu'il faut s'appliquer à mesurer. Au contraire, la composante spéculaire de la réflectance $k(\theta_v, \varphi_v)$ est considérée comme une perturbation car, indépendante de la longueur d'onde, elle n'apporte aucune information sur la feuille.

1.2 Techniques classiques de mesure de spectres de réflectance au champ

Il existe différentes techniques pour acquérir des spectres de réflectance de la végétation directement au champ. Elles se distinguent par deux grands critères : l'échelle de mesure (au niveau de la feuille, de la canopée ou de l'atmosphère) et l'éclairage utilisé (éclairage naturel pour la radiométrie ou éclairage contrôlé pour la spectroscopie).

1.2.1 Spectrométrie ponctuelle

La spectrométrie ponctuelle consiste à utiliser un éclairage contrôlé comme en laboratoire. Le spectromètre est directement en contact avec la feuille, la mesure est alors ponctuelle. L'utilisation la plus courante consiste en un spectromètre avec une pince à feuille permettant à la fibre optique d'être au contact de la feuille à étudier (figure 1.7). La pince permet également de contrôler l'éclairage puisqu'elle empêche l'éclairage ambiant de venir perturber la mesure, la feuille n'étant éclairée que par la source lumineuse propre au spectromètre. De plus, l'angle de la fibre optique est optimisé pour éviter la réflexion spéculaire sur les feuilles. La pince est dotée de deux fonds intervertibles : un fond noir et un fond blanc. On montre facilement qu'en réalisant un mesure avec chaque fond, il est possible de retrouver la réflectance et la transmittance des échantillons (voir paragraphe 3.3.1.3).



(a) (b)

Figure 1.7: Exemple (a) d'un spectromètre de terrain (FieldSpec®, Analytical Spectral Devices, Inc. (ASD), Boulder, Colorado, USA) et (b) de sa pince à feuille.

Xue et Yang (2009) ont utilisé ce système de pince à feuille pour enregistrer des spectres de feuilles de plusieurs légumes verts (laitue, épinard, chou) pour retrouver leur contenu en chlorophylle. La feuille de chaque échantillon est directement placée à l'intérieur de la pince et la correction en réflectance s'effectue par la mesure d'un échantillon de spectralon également mesuré dans la pince. Imanishi *et al.* (2010) ont également utilisé une pince pour mesurer des spectres sur des feuilles d'arbres fruitiers. L'utilisation des deux types de fonds leur a permis de mesurer la transmittance et la réflectance de leurs échantillons et ainsi d'avoir accès à l'absorbance de leurs échantillons. Ils ont pu ainsi comparer les performances de différents indices calculés sur les spectres de réflectance ou d'absorbance.

Dans leur étude, ils n'ont pas pu mettre en évidence de différence significative.

Il est également possible d'enregistrer un signal sans contact avec la feuille tout en conservant un éclairage contrôlé. Cependant, cette technique est plus délicate que la précédente car il faut se protéger de l'éclairage ambiant. Alchanatis et Schmilovitch (2005) ont développé un tel système : il s'agit d'une chambre noire mobile, une sorte de chariot fermé par plusieurs épaisseurs de rideaux noirs opaques. Un spectromètre et un système d'éclairage sont fixés à l'intérieur de la chambre noire permettant une mesure spectrale sans contact avec les feuilles et à une distance constante de celles-ci. Il s'agit de spectrométrie ponctuelle car la portée de la source lumineuse utilisée combinée à l'orientation du spectromètre permettent de n'enregistrer le signal que de la feuille supérieure.

1.2.2 Spectrométrie intégrative

La technique décrite précédemment (système développé par Alchanatis et Schmilovitch (2005)) pour s'affranchir de l'éclairage ambiant peut être étendue à une plante entière : c'est la spectrométrie intégrative. Il faut alors un éclairage suffisamment puissant pour éclairer l'ensemble de la plante. il s'agit alors de spectroscopie "intégrative" car le signal enregistré est "intégré" sur une certaine zone définie dans le champ de visée du capteur. Le signal d'un spectromètre intégratif peut comprendre non seulement les feuilles mais aussi les tiges et le sol sous la végétation. Le signal enregistré ne correspond donc pas à une seule cible distincte à la différence de la spectrométrie ponctuelle. Cela doit être pris en compte lors du traitement des spectres. Nous n'avons pas trouvé de publications utilisant ce genre de dispositif.

1.2.3 Radiométrie intégrative

Nous venons de le voir, la spectrométrie intégrative est difficile à mettre en place. S'affranchir de l'éclairage solaire est assez lourd et compliqué. Une autre solution consiste à utiliser le soleil comme source d'éclairage : on parle alors de radiométrie intégrative. Le spectromètre est alors soit porté par l'utilisateur qui le déplace au-dessus de la canopée soit fixé sur un trépied qui est lui-même déplacé pour les différents acquisitions. Si l'acquisition de spectres de cette manière est plus simple, le traitement des données est lui beaucoup plus complexe car l'éclairage solaire n'est pas constant. Il faut donc un système permettant de retrouver cet éclairage solaire. On peut utiliser soit un deuxième appareil de mesure qui pointe vers la source d'éclairage pour enregistrer son signal lumineux soit utiliser une référence de caractéristiques connues : généralement on place dans la scène du Spectralon® qui est un diffuseur lambertien parfait et qui permet de retrouver facilement l'éclairage reçu.

La radiométrie intégrative est très couramment employée. Hinzman *et al.* (1986) ont utilisé un spectromètre fixé sur une tour mobile à 6 m au-dessus du sol. Hansen et Schjoerring (2003) ont directement monté le spectromètre sur une perche accrochée à un tracteur à 2 m au dessus de la végétation, tout comme Scotford et Miller (2004) et Heege *et al.* (2008). Dans leur article sur la détection de stress azoté ou hydrique sur le blé, Tilling *et al.* (2007) ont utilisé un spectromètre à 3 m au-dessus du sol, ce qui conduit (compte-tenu des caractéristiques de leur capteur) à une surface visée de

$1,39\ m^2$. Plus récemment, Stroppiana *et al.* (2009) et Atzberger *et al.* (2010) ont fait des mesures spectrales avec un spectromètre de terrain à 1-1,50 m de hauteur. Alors que les précédents utilisaient un spectralon comme référence, Mistele et Schmidhalter (2008) ont utilisé un capteur avec deux spectromètres : un dirigé vers le haut pour mesurer le rayonnement incident et un dirigé vers le bas pour la mesure spectrale de la végétation.

1.2.4 Imagerie hyperspectrale

Un hypercube obtenu par un radiomètre imageur

L'imagerie hyperspectrale résulte de la confluence de deux technologies qui ont évolué séparément pendant des années : l'imagerie numérique d'une part et la spectroscopie d'autre part. Goetz (1985) donne la définition suivante de l'imagerie hyperspectrale : "l'imagerie hyperspectrale est définie par l'acquisition d'images dans des centaines de bandes spectrales contigües et identiquement géo-référencées, telles que l'on peut dériver un spectre de réflectance complet pour chaque élément d'une image".

Par conséquent, le résultat d'une acquisition par un spectromètre imageur est un hypercube (figure 1.8) dont les deux premières dimensions sont spatiales et la troisième correspond à la longueur d'onde (dimension spectrale).

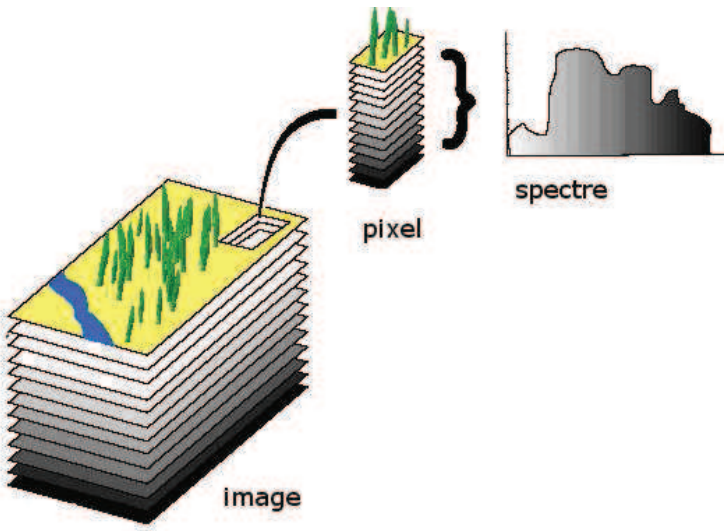


Figure 1.8: Lien entre une image hyperspectrale et un spectre (d'après http ://www.es.ucsc.edu/ hyperwww/chevron/hyperspec.html modifié).

L'enregistrement d'un spectre dans une gamme de longueurs d'onde étendue permet d'avoir accès à une information fine sur les caractéristiques de l'objet étudié. En complément, l'information spatiale permet une meilleure représentativité de la mesure et donne accès à une information plus nombreuse car sur une surface plus étendue.

Techniques d'acquisition

Pour acquérir des images hyperspectrales trois grandes méthodes existent :

– acquérir l'ensemble des longueurs d'onde mais pour un pixel seulement à chaque fois : **whiskbroom system**,

– acquérir une série d'images lignes où pour chaque pixel d'une ligne, un spectre complet est mesuré : **pushbroom system**,
– acquérir une série d'images 2D à différentes longueurs d'onde : **staring system**.

Un capteur whiskbroom utilise une barrette CCD (capteur à transfert de charge, cf. paragraphe 2.1.4), où chaque élément de la ligne acquiert une longueur d'onde différente. L'acquisition d'une ligne complète se fait par un système de miroir mobile pour balayer l'ensemble de la fauchée[1] à différents instants. L'acquisition des différentes lignes se fait par déplacement du capteur. Un capteur pushbroom possède une matrice CCD où une des dimensions correspond aux différentes longueurs d'onde et l'autre à la fauchée de l'instrument. L'acquisition des différentes lignes se fait soit par déplacement du capteur (télédétection) soit par le déplacement de l'objet lui-même (tapis roulant en laboratoire, etc.). L'inconvénient du whiskbroom est qu'il possède une partie mobile (le miroir) qui rend le système moins fiable. Le pushbroom est plus robuste, mais produit en général des images rayées car les différentes colonnes de la matrice CCD n'ont pas toutes la même sensibilité. Ce défaut normalement corrigé par étalonnage, s'amplifie avec l'âge du capteur. Le "staring system" s'emploie uniquement en laboratoire notamment dans les secteurs pharmaceutiques ou agroalimentaires. Il utilise des filtres variables (Acousto Optical Tunable Filter ou Liquid Crystal Tunable Filter) placés devant une caméra matricielle.

Télédétection hyperspectrale
Les capteurs pushbroom et whiskbroom sont montés sur différentes sortes de plate-forme : avion ou satellite. Les capteurs les plus utilisés sont le capteur aéroporté Aviris (capteur whiskbroom, (Green *et al.*, 1998)), le capteur satellital Hypérion (capteur pushbroom, (Pearlman *et al.*, 2003)), le capteur aéroporté CASI (capteur pushbroom, (Babey et Anger, 1989)). En télédétection (aéroportée ou satellitale), le signal enregistré est un signal au niveau de l'atmosphère. Cela nécessite donc de corriger les effets de l'atmosphère sur le rayonnement incident pour retrouver la réflectance de la végétation imagée.

LaCapra *et al.* (1996) ont utilisé des images Aviris entre 400 et 2400 nm à une résolution spatiale de 20 m pour retrouver la concentration en azote sur des canopées de riz. Clevers (1999) a également utilisé des images Aviris pour retrouver la concentration en chlorophylle de différentes cultures (pomme de terre, betterave sucrière, blé). Plus récemment, Wu *et al.* (2008) ont utilisé des images Hypérion pour retrouver également la teneur en chlorophylle de plants de maïs.

Tout comme la spectro-radiométrie intégrative, la télédétection hyperspectrale, du fait de sa faible résolution spatiale, conduit à des spectres non "purs" (on parle de pixels mixtes), c'est-à-dire que le signal enregistré pour un pixel donné provient à la fois du sol, de la végétation, etc. L'accès à l'information sur la végétation nécessite alors une étape préalable de "démixage" des données pour n'avoir dans le spectre que l'information qui correspond à la végétation.

[1]La fauchée d'un capteur est la largeur du champ balayé par ce capteur (i.e. la largeur de la ligne normale à l'avancement du capteur). Elle dépend de l'angle de visée du capteur et de la distance entre le capteur et la cible imagée (paragraphe 2.1.3)

1.3 Extraction d'information à partir de la réflectance de la végétation

1.3.1 Indices de végétation

Nous l'avons vu dans le paragraphe 1.1.2, la réflectance de la végétation se caractérise principalement par sa différence de valeur entre le rouge et l'infra-rouge. Cette transition abrupte entre 680 et 750 nm est appelée red edge. Le red edge résulte de :
- la forte diffusion interne de la feuille qui entraîne une réflectance élevée dans le proche infra-rouge,
- l'absorption chlorophyllienne qui provoque une faible réflectance dans le rouge.

Cette caractéristique est en lien avec les pigments chlorophylliens et donc la verdeur des plantes. Des combinaisons de réflectance utilisant ces zones ont alors été créées pour caractériser la végétation.

Un des plus anciens et des plus connus est le **NDVI** ou Normalised Difference Vegetation Index (Tucker, 1979) :

$$NDVI = \frac{R_{nir} - R_{red}}{R_{nir} + R_{red}} \tag{1.12}$$

Cet indice permet de sélectionner des pixels de végétation car il est généralement compris entre 0,6 et 1 pour de la végétation verte. En plus d'une information qualitative sur la végétation, il peut également jouer le rôle d'intermédiaire entre des valeurs de réflectance et une variable de biochimie à prédire ou un paramètre de structure de la végétation. Ainsi, le NDVI a pu être corrélé à la biomasse végétale (Bartholome, 1988; Broge et Mortensen, 2002; Peñuelas *et al.*, 1993), à la teneur en chlorophylle (Peñuelas *et al.*, 1993; Hansen et Schjoerring, 2003) et à l'indice de surface foliaire (LAI) (Broge et Leblanc, 2001; Hansen et Schjoerring, 2003; Sims et Gamon, 2003) (voir également tableau 1.2). Toutefois, les relations entre les valeurs de NDVI et les valeurs de la variable d'intérêt étant étalonnées sur des surfaces et des instruments particuliers, elles ne présentent qu'une portabilité limitée (i.e. les modèles étalonnés dans des conditions très particulières ne seront pas applicables sur des données obtenues dans d'autres conditions).

L'utilisation de la brusque transition du red edge a également donné naissance à un autre indice appelé **REP** pour Red Edge Position. Cette position du red edge a initialement été définie comme la longueur d'onde pour laquelle la dérivée du spectre est maximale. Cette définition a donné lieu à une méthode de calcul utilisant une dérivée obtenue par différence finie et nécessitant donc un bon échantillonnage spectral (Dawson et Curran, 1998) :

$$FDR_{\lambda(i)} = \frac{R_{\lambda(j+1)} - R_{\lambda(j)}}{\Delta\lambda} \tag{1.13}$$

où FDR est la dérivée de premier ordre de la réflectance à la longueur d'onde i, milieu entre les longueurs d'onde j et $j+1$. $R_{\lambda(j)}$ est la réflectance à la longueur d'onde j, $R_{\lambda(j+1)}$ la réflectance à la longueur d'onde $j+1$ et $\Delta\lambda$ la différence de longueurs d'onde entre j et $j+1$.

Tableau 1.2: Quelques exemples de corrélation du NDVI avec des paramètres physiques ou biochimiques des plantes.

auteurs	espèces étudiées	paramètre corrélé	R^2
Peñuelas *et al.* (1993)	plantes aquatiques	chlorophylle	0,95
Sims et Gamon (2003)	peuplier, chêne, tournesol	LAI	0,59
Broge et Mortensen (2002)	blé d'hiver	biomasse	0,95
Hansen et Schjoerring (2003)	blé, orge, colza	biomasse	0,84
Hansen et Schjoerring (2003)	blé, orge, colza	LAI	0,75
Hansen et Schjoerring (2003)	blé, orge, colza	chlorophylle	0,57

Cette méthode a le mérite de mettre en évidence le maximum de la pente de la courbe de réflectance mais dépend de la résolution spectrale et de la sensibilité du capteur.

Depuis, d'autres méthodes de calcul plus précises ont été mises au point. Citons la méthode de l'interpolation linéaire (Guyot et Baret, 1988), la méthode de l'extrapolation linéaire (Cho et Skidmore, 2006), la technique de l'ajustement polynomial (Pu *et al.*, 2003), celle de l'interpolation Lagrangienne (Dawson et Curran, 1998), du modèle Gaussien (Miller *et al.*, 1990), etc.

Tous les phénomènes pouvant provenir d'un stress de la végétation (baisse de la teneur en chlorophylle, défoliation, etc.) conduisent tous au même effet : un décalage du red edge vers les courtes longueurs d'onde (Vigneau, 2007). Il est donc possible d'utiliser la position du red edge comme un indicateur qualitatif du stress de la végétation (Horler *et al.*, 1983; Boochs *et al.*, 1990; Filella et Peñuelas, 1994; Peñuelas et Filella, 1998). Il est également possible, comme pour le NDVI, d'établir des relations empiriques entre des positions du red edge et des valeurs de paramètres mesurés sur le terrain tels la teneur en chlorophylle (Gitelson *et al.*, 1996; Lichtenthaler *et al.*, 1996) ou la biomasse (Broge et Mortensen, 2002).

Ces indices ont été créés par et pour la télédétection qui, au départ, ne disposait que de capteurs multispectraux, i.e. des capteurs enregistrant un signal dans un nombre restreint de bandes larges. Cependant, ils restent pauvres et insuffisants, notamment pour des applications quantitatives. L'acquisition de spectres de réflectance dans un ensemble de longueurs d'onde et non plus dans seulement certaines bandes, permet l'obtention d'une information plus complète mais qui nécessite ses propres moyens d'analyse.

1.3.2 Méthodes de traitement dédiées à l'utilisation de l'ensemble du spectre

L'imagerie hyperspectrale permet l'obtention de spectres de réflectance comportant une information pour une à plusieurs centaines de bandes. Les phénomènes d'absorption

par une plante ont été expliqués par les transitions électroniques au sein de la chlorophylle (absorption entre 400 et 700 nm) et des vibrations-oscillations de la liaison $O-H$ dans l'eau et autres composés présents dans la plante (absorption à 970, 1200, 1400 et 1940 nm). D'autres études de l'USDA (United States Department of Agriculture) ont permis à Curran (1989) d'établir un tableau plus précis regroupant 42 autres phénomènes d'absorption plus mineurs, associés à des vibrations (élongation et déformation) de liaisons chimiques plus fortes entre les atomes d'hydrogène et ceux de carbone, azote ou oxygène. Cependant, il serait vain de chercher à relier la concentration d'un composé chimique à une longueur d'onde particulière (comme le fait la spectro-photométrie pour les composés purs) car :

- les bandes d'absorption sont larges et interfèrent entre elles : c'est le cas par exemple des bandes dues aux liaisons $O-H$ et $N-H$,
- plusieurs composés organiques absorbent dans les mêmes longueurs d'onde puisqu'ils peuvent avoir les mêmes liaisons atomiques : par exemple, la liaison $O-H$ est présente dans l'eau, la cellulose, le sucre, l'amidon et la lignine et la longueur d'onde correspondante n'est donc pas reliée uniquement à un seul composé chimique,
- la réflectance à la longueur d'onde centrale d'une zone d'absorption connaît une asymptote lorsque la saturation est atteinte, ce qui peut se produire à des concentrations relativement faibles. Il est donc souvent plus intéressant de choisir une longueur d'onde moins sensible pour ne pas saturer pour de fortes concentrations du composé à estimer : ainsi pour la chlorophylle, la longueur d'onde 700 nm est plus utilisée que la longueur d'onde 660 nm qui est la longueur d'onde centrale de l'absorption de la chlorophylle (Curran, 1989).

Les traitements simples (i.e. mono-longueur d'onde) de la spectroscopie étant inadéquats, une autre approche doit alors être mise en place. Cette approche consiste à utiliser le spectre dans son ensemble. Soit le spectre de réflectance est pris comme point de départ pour établir une relation entre l'ensemble de ses longueurs d'onde et la variable d'intérêt que l'on veut prédire - c'est l'approche statistique, soit c'est la biochimie de la feuille qui est prise comme point de départ pour arriver à recréer des spectres de réflectance identiques à ceux mesurés - c'est l'approche physique.

1.3.2.1 Approche statistique

Cette approche consiste à établir une relation fonctionnelle statistique entre des mesures de réflectance et une variable d'intérêt. Elle repose sur des méthodes multivariées (plusieurs variables explicatives : différentes longueurs d'onde voire le spectre dans son ensemble) et linéaires. Il est cependant possible d'effectuer des pré-traitements non linéaires si l'on suppose une relation non linéaire entre la variable d'intérêt et les variables explicatives. Différentes méthodes statistiques existent (constituant le domaine de la chimiométrie), nous ne détaillerons ici que les plus connues et utilisées.

Une régression linéaire cherche à établir une relation affine entre une variable Y à prédire et une variable explicative X, de la forme $Y = aX + b$. La régression linéaire multiple est la généralisation de la régression linéaire classique à plusieurs variables X_i. Dans le cas qui nous intéresse, la variable à prédire est une variable biophysique, généralement une concentration d'un des constituants de la végétation (concentration en chlorophylle, en azote, en eau, etc.) ou un paramètre de son architecture (LAI, biomasse, etc.). Les

différentes variables explicatives correspondent quant à elles, à la réflectance aux différentes longueurs d'onde mesurée au niveau de la feuille ou du couvert végétal. Une approche classique pour réaliser cette régression est la méthode OLS (pour Ordinary Least Squares), qui minimise la somme des distances au carré entre les variables observées dans le jeu de données et les variables prédites par l'approximation linéaire. Cette méthode n'est applicable que dans le cas où les variables explicatives ne sont pas corrélées entre elles ou faiblement. Ce n'est pas le cas d'un spectre de réflectance où les longueurs d'onde sont corrélées entre elles. Deux solutions existent pour pallier ce problème : la sélection de variables (ne pas utiliser le spectre dans on ensemble) ou la construction de variables latentes sur lesquelles va s'appliquer la régression linéaire.

La sélection de variables

Dans l'espace spectral, on ne peut pas effectuer directement une régression (qui revient à inverser la matrice de variance-covariance) car du fait de la grande dimension de l'espace et de la non indépendance des longueurs d'onde entre elles, la matrice est non inversible : on ne considère donc que certaines longueurs d'onde, i.e. on sélectionne les variables explicatives. Ainsi, la régression linéaire multiple cherche à établir une relation de la forme :

$$C = a_0 + \sum_{i=1}^{N} a_i \cdot \rho(\lambda_i) + \epsilon \tag{1.14}$$

avec C la variable à prédire, N le nombre de bandes spectrales utilisées (on n'utilise pas l'ensemble du spectre), $\rho(\lambda_i)$ la valeur de la réflectance mesurée pour la longueur d'onde i, a_i les coefficients de la régression et ϵ l'erreur du modèle. En adoptant une écriture matricielle, l'équation précédente devient :

$$Y = A \cdot X + \epsilon \tag{1.15}$$

avec Y la variable à prédire, X la matrice des spectres d'étalonnage comprenant seulement les longueurs d'onde sélectionnées, A le vecteur des coefficients affectés à chaque longueur d'onde et ϵ l'erreur du modèle. La sélection des longueurs d'onde à utiliser se fait pas-à-pas, c'est-à-dire que l'on considère d'abord une seule longueur d'onde (celle qui a le coefficient de corrélation le plus élevé avec la variable à prédire) puis on rajoute pas-à-pas d'autres longueurs d'onde : on teste l'ajout de chaque longueur d'onde séparément et on choisit la longueur d'onde qui augmente le plus le coefficient de corrélation de l'ensemble et ainsi de suite. Card *et al.* (1988); Curran *et al.* (1992); Huber *et al.* (2008) ont utilisé la régression linéaire multiple pas-à-pas pour prédire la concentration de chlorophylle, azote ou cellulose d'espèces ligneuses alors que Vasques *et al.* (2009); Bogrekci et Lee (2005) l'ont appliquée à des spectres de réflectance de sol pour l'estimation de la fraction organique ou de la teneur en phosphore.

La construction de variables latentes

La deuxième méthode pour réduire la taille des données consiste à créer de nouvelles variables explicatives qui ne soient pas corrélées entre elles et qui puissent donc être utilisées dans un modèle linéaire. Plusieurs méthodes existent pour construire ces nouvelles

variables, appelées variables latentes.

La régression en composantes principales (PCR)
Soient X une matrice de spectres et Y une variable à prédire. La régression en composantes principales (Principal Component Regression ou PCR) utilise l'analyse en composantes principales (Principal Component Analysis ou PCA) de la matrice X pour réduire les données à utiliser pour la régression, i.e. seules les composantes principales de la matrice X sont utilisées pour la régression. La nécessité de réduire les données à utiliser est induite par la colinéarité des données. Le but de la PCA est d'exprimer l'information principale contenue dans les variables de la matrice X par un nombre plus faible de variables regroupées dans la matrice T et appelées composantes principales. Il s'agit ensuite d'appliquer une régression linéaire aux moindres carrés sur les variables décorrélées de la matrice T.

La régression linéaire partielle aux moindres carrés (PLS)
Comme nous l'avons vu précédemment, l'écriture d'une relation linéaire entre une variable d'intérêt et des spectres de réflectance nécessite une étape de sélection des longueurs d'onde ou de réduction des données du fait de la colinéarité des données. La PCR utilise l'analyse en composantes principales pour extraire des variables décorrélées tout en conservant l'ensemble de l'information disponible. Cependant, cette technique a l'inconvénient de ne pas prendre en compte la variable à prédire pour extraire les composantes principales. Cela a pour conséquence d'identifier des composantes d'intérêt qui sont explicatives de la variable X mais peuvent ne présenter aucun intérêt pour expliquer la variable d'intérêt Y (Martens et Næs, 1998). Au contraire, la régression linéaire partielle aux moindres carrés (Partial Least Square Regression ou PLS) cherche des composantes de X qui soient aussi pertinentes pour Y : c'est-à-dire des composantes (appelées variables latentes) qui réalisent simultanément une décomposition de X et de Y avec comme contrainte que ces composantes expliquent au maximum la covariance entre X et Y. Il s'agit d'une généralisation de la PCA. La décomposition simultanée de X et Y s'effectue de manière itérative : quand une première variable latente est trouvée, elle est soustraite à la fois de X et de Y et la procédure (choix d'un vecteur avec contrainte sur la covariance) est réitérée pour un nombre de variables latentes prédéterminé. Pour le détail des algorithmes de la régression PLS, le lecteur pourra se référer à Abdi (2007) et Tenenhaus (1998).

La regression PLS utilise conjointement X et Y pour effectuer la décomposition de X. Cette technique réduit donc l'impact de variations fortes de X sans rapport avec Y. Toutefois, l'utilisation conjointe de X et Y apporte également à la PLS une tendance à un "surajustement" (overfitting) du modèle : l'étape de validation du modèle doit donc être réalisée avec le maximum d'attention (Wold *et al.*, 2001).

Contrairement à un calcul d'indices, la PLS ne se restreint pas à seulement quelques bandes. Atzberger *et al.* (2010) ont comparé l'utilisation de la PLS à l'utilisation du NDVI pour prédire le contenu en chlorophylle d'un couvert de végétation. Non seulement, la PLS est insensible au bruit mais en plus c'est elle qui présente le meilleur coefficient de corrélation et l'erreur de prédiction la plus basse. Asner *et al.* (2009) ont utilisé la PLS pour prédire la concentration en azote foliaire ($R^2 = 0,72$), la concentra-

tion en chlorophylle a ($R^2 = 0,83$), en caroténoïdes ($R^2 = 0,78$) et en eau ($R^2 = 0,71$) sur plusieurs sites de végétation tropicale. Hansen et Schjoerring (2003) ont comparé le NDVI et la PLS pour la prédiction de différents paramètres physiques et biochimiques des cultures. Ils ont montré que l'utilisation de la PLS baissait l'erreur de prédiction de la biomasse de 55 % et celle de la concentration en azote de 24 %. Cho *et al.* (2007) ont également montré que l'utilisation de la PLS baissait l'erreur de prédiction de la biomasse herbacée par rapport à l'utilisation du NDVI ou de la position du red edge (SEP de 149 $g.m^{-2}$ pour la PLS contre 331 $g.m^{-2}$ pour le NDVI et 261 $g.m^{-2}$ pour le red edge).

1.3.2.2 Approche physique

Dans sa thèse, Bacour (2001) identifie de manière très claire ce qui différencie cette approche des précédentes : « À la différence des deux approches précédentes [i.e. l'approche par indice de végétation et l'approche statistique] basées sur l'*observation* de la dynamique de la réflectance spectrale d'un couvert végétal en fonction de ses propriétés biophysiques, l'utilisation d'un modèle analytique de réflectance suppose la *compréhension* des phénomènes réagissant les interactions entre le rayonnement électromagnétique et le système couplé sol-végétation-atmosphère, et qui affectent sa signature spectrale et directionnelle. »

La modélisation de la réflectance peut se faire au niveau de l'atmosphère ou du couvert végétal. Le premier niveau ne concerne que les images obtenues par satellite pour lesquelles le signal enregistré a été dégradé par la traversée de l'atmosphère avant d'atteindre le capteur. Ce n'est pas le cas de notre système d'acquisition, nous ne nous y attarderons donc pas. Sachons seulement que ces modèles sont généralement utilisés en mode inverse pour ramener une observation effectuée au sommet de l'atmosphère à celle qui aurait été faite au sommet de la canopée. Ces codes nécessitent la connaissance des conditions de prise de vue (direction de visée, etc.) mais également des conditions atmosphériques (contenu en vapeur d'eau, etc.) au moment de la prise de vue. Plusieurs algorithmes existent : 6S (Vermote *et al.*, 1997) ou Modtran (Kneizys *et al.*, 1996), certains sont utilisés en routine pour la correction atmosphérique des images satellite par des logiciels de traitement : par exemple, le logiciel ENVI exploite le module FLAASH (Cooley *et al.*, 2002) basé sur le code Modtran.

La modélisation de la réflectance de la végétation peut se faire au niveau du couvert ou directement à l'échelle de la feuille. Cependant, les modèles considérant la canopée dans son ensemble simulent un spectre de réflectance qui serait produit par l'ensemble de la canopée et non pas un spectre pour chacun des points de la canopée qui tiennent compte de l'effet de cette structure. C'est une approche intégrative, à rapprocher des systèmes de mesure intégratifs (paragraphes 1.2.2 et 1.2.3). Ils ne sont donc pas adaptés à notre système de mesure qui fournit un spectre de réflectance en chacun des points de la canopée.

Parmi tous les modèles de transfert radiatif à l'échelle de la feuille (Liberty (Dawson et Plummer, 1998), Leafmod (Ganapol *et al.*, 1998), DLM (Stuckens *et al.*, 2009)), le

modèle PROSPECT (Jacquemoud et Baret, 1990) est très couramment utilisé. Il simule un spectre de réflectance de feuille à partir de seulement 4 paramètres :
- N, le paramètre de structure interne de la feuille (compris entre 1 et 3 pour les feuilles fraîches et entre 1,5 et 3,6 pour les feuilles sèches),
- Cab, le contenu total en chlorophylle a+b (en $\mu g.cm^{-2}$),
- Cw, la teneur (ou épaisseur équivalente) en eau (en $g.cm^{-2}$),
- Cdm, la teneur en matière sèche (en $\mu g.cm^{-2}$).

L'inconvénient de ce modèle est qu'il s'intéresse à des paramètres physiologiques de la feuille - la teneur en chlorophylle par exemple - et non à des paramètres agronomiques comme la concentration en azote par exemple. Il ne permettra donc pas d'avoir accès à une information d'intérêt agronomique.

Les modèles sont plus généralement utilisés en mode inverse, qui consiste à retrouver la valeur d'un, ou plusieurs, paramètres à partir d'un signal de réflectance enregistré. Considérons le modèle M qui simule la réflectance mesurée R avec une erreur ϵ :

$$R = M(C, V) + \epsilon \tag{1.16}$$

avec V l'ensemble des paramètres en entrée du modèle et C la configuration de la mesure (illumination, angle d'observation, etc.).

L'incertitude ϵ comprend les incertitudes du modèle et celles de la mesure. L'équation 1.16 définit le problème direct. Conceptuellement, la résolution du problème inverse consiste à trouver une estimation des variables V pour une mesure R. Le problème inverse peut être résolu s'il est bien posé au sens défini par Hadamard : c'est-à-dire si et seulement si sa solution existe, est unique et dépend continûment des données. Le problème est mal posé si au moins un de ces fondements n'est pas vérifié. Par nature, le problème inverse est mal posé pour deux raisons : la solution n'est pas nécessairement unique car plusieurs jeux de paramètres peuvent conduire au même signal et les incertitudes de mesure et de modèle peuvent induire de fortes variations dans l'estimation des paramètres. Pour contraindre l'inversion, il est possible d'introduire des *a priori* (Combal *et al.*, 2003). Ceux-ci peuvent être de différentes sortes :
- connaissance auxiliaire : mesure d'un paramètre sur le terrain,
- *a priori* spatial,
- *a priori* temporel,
- etc.

L'inversion des modèles peut se faire selon différentes techniques : indices, look-up-tables (LUT), réseaux de neurones et algorithmes de minimisation. La méthode des LUT étant la plus couramment utilisée (et celle utilisée dans la suite des travaux), nous la détaillerons. Pour obtenir des détails sur toutes les autres méthodes, le lecteur pourra se référer à la bibliographie (Abuelgasim *et al.*, 1998; Bacour *et al.*, 2002; Kimes *et al.*, 2000; Weiss *et al.*, 2000).

La méthode des look-up-tables ou tables de référence est une approche discrète du problème. Elle consiste à faire tourner le modèle en mode direct afin d'obtenir une banque de spectres correspondant aux variations des différents paramètres d'entrée du modèle. L'inversion consiste à comparer le spectre du pixel à inverser à ces LUT en minimisant

la distance au sens des moindres carrés :

$$eq = \sum_{\lambda} \left[\rho_{obs}(\lambda) - \rho_{mod}(\lambda, C, V)\right]^2 \tag{1.17}$$

avec eq, l'erreur quadratique, $\rho_{obs}(\lambda)$, la réflectance observée à la longueur d'onde λ et $\rho_{mod}(\lambda, C, V)$ la réflectance modélisée à la longueur d'onde λ, pour le jeu de variables d'entrée Vet la configuration C. Le jeu de données V pour lequel cette distance aux moindres carrés est minimale correspond à la valeur des paramètres à retrouver.

Quelle que soit la méthode utilisée, l'inversion de modèles de transfert radiatif a montré sa faisabilité et son efficacité dans de nombreuses études, tant pour la teneur en eau ou en chlorophylle que pour retrouver l'indice de surface foliaire (LAI) (Andrieu *et al.*, 1997; Bacour, 2001; Bacour *et al.*, 2002; Bicheron et Leroy, 1999; Jacquemoud *et al.*, 2006; Zarco-Tejada *et al.*, 2001, 2003). Bicheron et Leroy (1999) ont, par ailleurs, montré que l'inversion d'un modèle de transfert radiatif à l'échelle de la canopée pour retrouver le LAI était plus performante sur des cultures (blé, maïs, tournesol, luzerne) que sur des espèces ligneuses (pin, épicéa).

1.3.3 Conclusion partielle

La réflectance de la végétation donne accès à des informations de nature très diverse. Le spectre de la végétation étant très typique (notamment inflexion du red edge), même quelques valeurs de réflectance combinées en indices suffissent à donner une information qualitative sur l'état de la végétation. Le NDVI ou la position du red edge sont des indicateurs qualitatifs de la santé des plantes. Cependant, l'accès à un spectre de réflectance dans son ensemble, pouvant comporter des valeurs dans plus d'une centaine de bandes spectrales, laisse présager une information plus précise et en plus grande quantité sur la végétation observée. Bien que les bandes spectrales soient corrélées entre elles, c'est dans son ensemble que le spectre a le plus d'informations à nous donner. L'approche statistique permet justement de tenir compte de cette corrélation et d'extraire l'information pertinente. L'approche physique par inversion de modèles de transfert radiatif permet également d'avoir accès à des paramètres physiologiques de la feuille ou à des paramètres de structure de la canopée. En résumé, l'utilisation du spectre dans son ensemble favorise l'accès à une information quantitative sur la végétation.

1.4 Imagerie hyperspectrale de proximité : intérêt et problématique

1.4.1 Intérêt de l'imagerie hyperspectrale de proximité

Pour acquérir des images hyperspectrales de végétation en extérieur, les capteurs de type pushbroom ou whiskbroom sont les plus employés, le "staring system" étant plus généralement utilisé en laboratoire. Inoue et Peñuelas (2001) ont toutefois développé un système d'imagerie hyperspectrale au champ basé sur la technologie du filtre variable AOTF. Le filtre est couplé à une caméra CCD et monté sur un trépied. Le montage est donc stable mais non mobile et doit être placé au-dessus de la culture à scanner. Avec ce

système, Inoue et Peñuelas (2001) ont pris des images hyperspectrales de canopées de riz qui ont été utilisées pour retrouver la concentration en azote et en chlorophylle du riz.

Inoue et Peñuelas (2001) expliquent avoir eu besoin de créer leur propre système d'imagerie hyperspectrale car rien de ce qui existait ne convenait à leur étude. Aujourd'hui, dix ans après, le phénotypage soulève le même problème. En effet, en agronomie, le phénotypage s'intéresse à des micro-parcelles de quelques m^2 seulement. La télédétection est donc inadaptée du fait de sa trop faible résolution spatiale. La spectrométrie ponctuelle n'est pas assez représentative de l'état d'une parcelle car trop ponctuelle justement. Il faut déjà plusieurs mesures sur une même feuille pour capter la variabilité de la feuille donc pour avoir une bonne représentativité de la parcelle, cela nécessiterait un nombre de mesures qui n'est pas envisageable. La spectro-radiométrie intégrative permet d'être plus représentatif car une plus grande surface est prise en compte. Cependant puisque le signal enregistré provient d'une plus grande surface, il est également mixte et il est alors difficile d'avoir accès à l'information sur la végétation seule. La solution semble donc être l'imagerie hyperspectrale de proximité. Le fait d'avoir une image sur la parcelle entière permet d'être représentatif de la parcelle et de capter toute sa variabilité. Par ailleurs, la faible distance capteur-cible permet d'avoir une résolution spatiale de bonne qualité est d'avoir des pixels "purs", i.e. de pouvoir distinguer des pixels-sol et des pixels-végétation par exemple.

1.4.2 Caractéristiques de l'imagerie hyperspectrale de proximité

1.4.2.1 Un éclairage naturel

La source lumineuse est le soleil assimilable à un corps noir à environ $5000K$, ce qui détermine la forme générale de son spectre. Le rayonnement doit, avant d'atteindre la cible observée, traverser l'atmosphère - plus précisément, une certaine épaisseur d'atmosphère qui est fonction de la position de la cible et de celle du soleil. Les molécules de gaz et les particules (aérosols) présentes dans l'atmosphère modifient le rayonnement du fait des phénomènes d'absorption et de diffusion. Les photons du rayonnement solaire peuvent être absorbés par des molécules de gaz si leur énergie correspond à une transition énergétique entre le niveau fondamental de la molécule et un de ses état excités. Parmi ces gaz, citons notamment :

- l'ozone qui absorbe une partie du rayonnement dans le rouge ainsi que dans l'ultraviolet à des longueurs d'onde inférieures à 292 nm,
- l'oxygène, qui présente une bande étroite d'intense absorption autour de 760 nm,
- la vapeur d'eau, le dioxyde de carbone et le méthane, qui constituent les trois principaux gaz absorbant la majeure partie du rayonnement solaire dans l'infrarouge.

Ces gaz absorbant l'énergie électromagnétique dans des régions bien spécifiques du spectre, certaines régions sont alors peu affectées et donc utiles pour l'observation, on parle de fenêtres atmosphériques.

Plus que le phénomène d'absorption, c'est la diffusion qui atténue le rayonnement électromagnétique. La diffusion, qui se traduit par une déviation de la trajectoire initiale dépend de la longueur d'onde, de la densité des particules rencontrées, etc. On distingue :

- **la diffusion de Rayleigh**, qui se produit lorsque la taille des particules est inférieure à la longueur d'onde du rayonnement (molécules gazeuses, poussière, etc.). Cette forme de diffusion est prédominante dans les couches supérieures de l'atmosphère et affecte plus fortement les courtes longueurs d'onde.
- **la diffusion de Mie**, qui se produit lorsque les particules sont du même ordre de grandeur que les longueurs d'onde (poussière, pollen, fumée, vapeur d'eau, etc.). Elle affecte les plus grandes longueurs d'onde et se produit surtout dans les couches inférieures de l'atmosphère où les grosses particules sont plus abondantes.
- **la diffusion non sélective**, qui se produit lorsque les particules sont plus grosses que les longueurs d'onde (grosses particules de poussière, molécules d'eau, etc.). Toutes les longueurs d'onde sont également dispersées, ce qui produit un rayonnement blanc (ex. nuages).

Au niveau de la cible, le rayonnement incident est donc modifié par l'absorption et la diffusion par l'atmosphère. La figure 1.9 illustre le spectre du rayonnement solaire. La courbe jaune représente l'éclairement spectral à la limite de l'atmosphère terrestre. Elle est très proche de celle d'un corps noir (courbe grise). La courbe rouge représente l'éclairement solaire au niveau de la mer, i.e. après les phénomènes d'absorption détaillés plus haut. On peut distinguer les bandes d'absorption des différents types de gaz (encore appelées bandes de Fraunhofer).

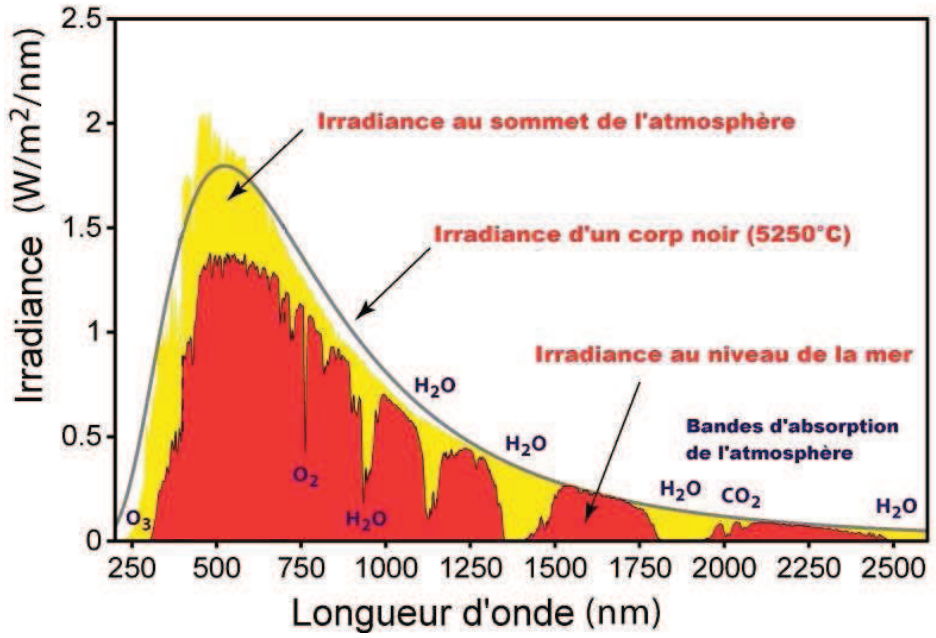


Figure 1.9: Les spectres du rayonnement solaire à la limite de l'atmosphère et au niveau de la mer comparés à celui d'un corps noir (source : "http ://www.bonvillers-60120.fr/Environnement/Les-energies-renouvelables/Spectre-solaire.html" modifié).

Dans le cas de mesures en extérieur, l'énergie incidente comporte une seule source lumineuse : le soleil. Le soleil est une source radiative considérée comme ponctuelle. Nous l'avons vu, une partie du rayonnement émis par le soleil est diffusée par les aérosols et les molécules de gaz contenues dans l'atmosphère. Cette énergie diffusée constitue alors pour la cible une deuxième source de lumière incidente en provenance de la totalité de la

voûte céleste. La voûte céleste présente un spectre différent du spectre solaire notamment dans le bleu. Le plus souvent le ciel est considéré comme isotrope car il est difficile de caractériser la distribution angulaire de cette luminance rediffusée. La caractérisation de l'éclairement incident se fait généralement à travers trois grandeurs "mesurables" : un flux global incident, un rapport des flux soleil-ciel (ou fraction diffuse) et la direction du soleil (Chelle (1997)). La fraction diffuse peut être calculée avec deux mesures faites avec une sonde à irradiance : une mesure classique et une mesure ombrée. Le calcul de la fraction diffuse via des modèles est généralement assez complexe et fait appel à la visibilité horizontale (i.e. distance maximale d'un objet à l'horizon pouvant être distingué par un observateur, elle dépend principalement des conditions météo) et à la masse d'air optique (i.e. l'augmentation relative à la direction du zénith de la longueur du chemin parcouru par les rayons solaires au travers de l'atmosphère dans la direction du soleil).

1.4.2.2 Une radiométrie complexe

Dans la suite, nous considérerons une visée au nadir (i.e. perpendiculaire à la surface du sol). La BRDF qui est normalement définie pour un angle d'incidence (θ_s, φ_s) et un angle de visée (θ_v, φ_v), s'écrira par la suite $BRDF(\theta_s, \varphi_s)$ ou encore plus simplement $BRDF(\theta, \varphi)$.

Éclairement d'une feuille isolée à plat

L'effet de l'éclairage direct et de l'éclairage diffus sont pondérés par la fraction diffuse qui définit la proportion de l'éclairement provenant de l'atmosphère.

Effet de l'éclairage direct provenant du soleil

L'éclairage reçu par la feuille est fonction de l'angle d'incidence : il s'écrit $E = Lcos\theta_i$. Ce rayonnement incident peut produire de la réflexion spéculaire. Cette réflexion spéculaire ne peut être enregistrée que pour des configurations spécifiques : les angles d'incidence et d'observation (par rapport à la normale de la feuille) doivent être identiques. Dans le cas d'une visée au nadir (voir description du système de mesure au paragraphe 2.2.1), ce phénomène ne sera observable que pour des feuilles inclinées et non pour des feuilles à plat.

Effet de l'éclairage diffus

L'éclairage diffus correspond à la luminance du ciel. Dans le cas d'un éclairage diffus, la composante spéculaire de la réflectance des feuilles devient négligeable pour un angle d'observation donné. En effet, la lumière provenant de l'ensemble des angles possibles, chaque angle d'incidence correspond à une faible proportion d'énergie et donc à une réflexion spéculaire associée faible. Or, un seul de ces angles d'incidence correspond à une réflexion spéculaire dans la direction d'observation.

Éclairement d'une feuille au sein d'une scène

Distributions d'éclairage

Une feuille présente au sein d'une architecture, d'un environnement, reçoit un éclairage sensiblement différent de celui qu'elle aurait reçu si elle était isolée. La feuille reçoit à la fois un éclairage direct (provenant du soleil) et un éclairage diffus (provenant du ciel) mais également un éclairage diffus provenant de l'environnement de la plante[2]. Pour une meilleure représentation, on définit, pour chaque situation, une distribution d'éclairage $\mathcal{D}$, qui regroupe des fonctions d'éclairage, i.e. des luminances de source (L) associées à une direction d'incidence (θ, φ) :

- $f(\theta, \varphi)$ est la fonction d'éclairage dans le cas d'un éclairage direct provenant du soleil : il s'agit d'une distribution de Dirac qui vaudrait 0 partout sauf pour l'angle d'incidence (θ_i, φ_i) soit $L_f(\theta) = L_{direct} \cdot \delta(\theta - \theta_i, \varphi - \varphi_i)$,
- $g(\theta, \varphi)$ est la fonction d'éclairage dans le cas d'un éclairage diffus provenant du ciel et de l'atmosphère : il s'agit d'une distribution uniforme (puisque le ciel est considéré comme isotrope) associée à un angle solide ω et de valeur L_{diffus}. Par exemple, sur la figure 1.10, ω est défini de façon simplificatrice au point P comme l'angle solide compris entre les plans définis par les angles β_1 et β_2.
- $h(\theta, \varphi)$ est la fonction d'éclairage provenant de l'environnement. Par complémentarité de $g(\theta, \varphi)$, elle est associée à l'angle solide Δ qui est le complément de ω dans l'hémisphère. Sa valeur n'est pas uniforme puisqu'elle dépend de ce qui est "vu" par la feuille.

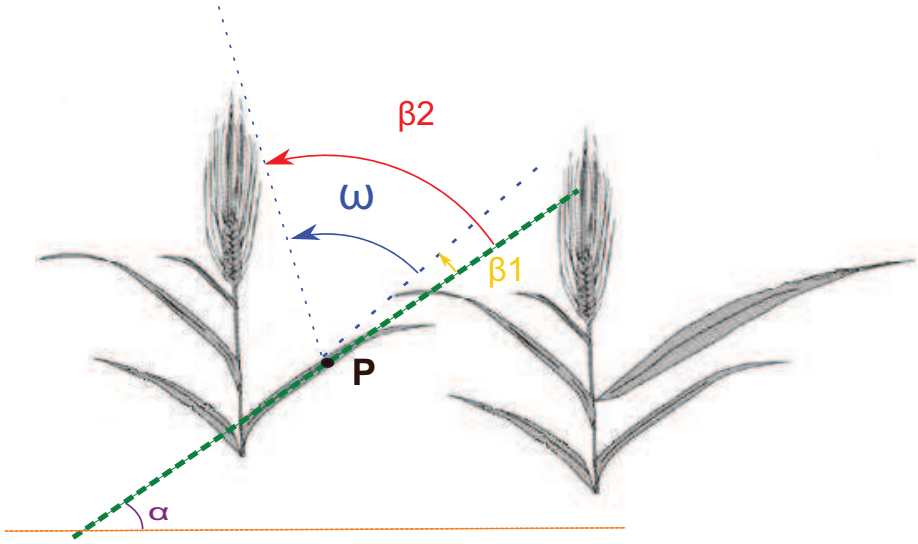


Figure 1.10: Angle solide "vu" par une feuille dans son environnement.

La luminance de la cible (pour une visée au nadir) s'écrit :

$$L = \int_{\Omega_H} BRDF.dE(\mathcal{D}) \tag{1.18}$$

[2]On négligera ici la possibilité d'un éclairage direct provenant d'une autre feuille par réflexion spéculaire.

avec Ω_H = hémisphère = 2π stéradians.
Or, une source de luminance L_s et d'incidence (θ, φ) provoque un éclairement $dE = L_s \times cos(\theta) d\Omega$. Sachant que $L_s(\theta, \varphi) = f((\theta, \varphi) + g(\theta, \varphi) + h(\theta, \varphi)$, l'équation 1.18 devient :

$$\begin{aligned} L &= \int_{\Omega_H} BRDF.L_s \cdot cos(\theta) d\Omega \\ &= BRDF(\theta_i, \varphi_i) \cdot cos\theta i \cdot L_{direct} \\ &\quad + L_{diffus} \cdot \int_{\omega} BRDF(\theta, \varphi) \cdot cos(\theta) d\Omega \\ &\quad + \int_{\Delta} h(\theta, \varphi) \cdot BRDF(\theta, \varphi) \cdot cos(\theta) d\Omega \end{aligned} \tag{1.19}$$

La principale différence par rapport à une feuille isolée provient de θ_i qui inclut l'orientation de la feuille par rapport à la normale et d'un équilibre entre ω et Δ au lieu de $\Delta = 0$ pour une feuille isolée.

Effet de l'environnement

Il est difficile de caractériser $h(\theta, \varphi)$, la fonction d'éclairage correspondant à l'environnement de la feuille. Cependant, deux phénomènes sont à prendre en compte :
- Du fait de multiples réflexions du rayonnement incident (feuilles voisines, sol, etc.), une partie de l'éclairage d'une feuille peut provenir du dessous et atteindre la feuille par sa face inférieure. Le rayonnement correspondant perçu par le capteur n'est donc pas une réflectance mais une transmittance, qui comporte des informations complémentaires sur la feuille.
- Par définition, l'angle solide Δ correspond à des réflexions secondaires. Le plus généralement, il s'agit de réflexions multiples entre feuilles voisines.

De plus, il est à noter que l'effet de l'environnement constituant un éclairage diffus, il sera négligeable sur une feuille subissant un éclairage direct. En d'autres termes, il sera difficile de voir l'effet d'une réflexion multiple sur une feuille au soleil mais il deviendra prépondérant sur une feuille à l'ombre.

1.5 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons donné quelques définitions et rappelé quelques principes de base sur l'interaction rayonnement-surface. Cette approche générale a été détaillée dans le cas précis de la végétation et nous avons vu quels facteurs influençaient les propriétés optiques de la végétation. Une revue bibliographique a montré les différents moyens d'obtenir des spectres de réflectance de la végétation au champ : spectroscopie ponctuelle, spectroscopie et radiométrie intégratives et imagerie hyperspectrale. L'étude des avantages et des inconvénients de chaque technique a permis de montrer que l'imagerie hyperspectrale était parfaitement adaptée à l'objectif de phénotypage. Il s'agit d'une approche non destructive (puisqu'elle utilise les propriétés optiques de la végétation), adaptée aux peuplements (puisqu'à vocation d'être utilisée au champ) et adaptée aux micro-parcelles du fait de son échelle et de sa résolution spatiale. Une image hyperspectrale de proximité est représentative d'une micro-parcelle puisque toute la micro-parcelle

est représentée sur l'image, pas besoin d'établir un protocole d'échantillonnage. De plus, l'échelle est adaptée : la distance cible-capteur est à la fois suffisamment petite pour avoir une résolution spatiale permettant de distinguer le sol de la végétation et suffisamment grande pour avoir l'ensemble de la micro-parcelle sur une seule et même image.

Nous avons vu également dans ce chapitre que cette technologie implique la prise en compte de certains phénomènes qui complexifient le signal. Tout d'abord, il s'agit de radiométrie, la source lumineuse utilisée étant le soleil. Non seulement cette source lumineuse est complexe puisqu'elle comprend le soleil et le rayonnement diffusé par l'atmosphère mais en plus, elle n'est pas constante. Cette source n'est constante ni dans le temps (variation en fonction des jours mais même en fonction des heures d'une même journée car fonction de la météo et de la géométrie Terre-Soleil liée aux saisons), ni dans l'espace (une feuille pouvant se trouver à l'ombre et sa voisine au soleil). Par ailleurs, à cette source soleil-atmosphère, vient se rajouter l'effet de l'environnement, le rayonnement réfléchi par l'environnement de la cible (en l'occurrence la végétation). Cet environnement est bien sûr variable au sein d'une image du fait de la disposition des plantes, etc. Le signal enregistré par le capteur étant fonction des propriétés optiques de la végétation et de l'éclairement reçu, il est nécessaire de retrouver l'éclairement reçu par la végétation afin de pouvoir comparer les images prises à différentes dates et sous différentes conditions (météo, densité de culture, etc.).

Une fois les spectres de réflectance acquis, nous avons vu qu'il existait différentes méthodes pour en extraire de l'information. L'approche basée sur la combinaison de seulement certaines longueurs d'onde du spectre reste pauvre et insuffisante. Les approches statistique et physique valorisent au mieux l'ensemble des longueurs d'onde. Les modèles de transfert radiatif ne semblent pas totalement adaptés à notre échelle de mesure : ceux à l'échelle de la feuille ne sont pas suffisants car ils ne prennent pas en compte les effets de l'environnement décrits plus haut, alors que ceux à l'échelle de la canopée sont trop intégratifs et simulent les effets de structure de la canopée en moyenne seulement et non en chaque point d'une canopée. C'est pourquoi, dans la suite du manuscrit, nous privilégierons l'approche statistique et plus particulièrement la PLS qui a montré son efficacité pour relier spectres de réflectance et paramètres quantitatifs de la végétation.

Nous l'avons vu dans ce chapitre, l'imagerie hyperspectrale de proximité est une technologie très peu utilisée au champ. Cette thèse doit donc répondre à un certain nombre de questions pour connaître ses potentialités comme outil de phénotypage. Nous avons détaillé à la fin de ce chapitre les phénomènes non maîtrisables et pouvant perturber le signal enregistré par un système de proxi-détection hyperspectrale. La question qui se pose alors, est : pouvons-nous, malgré ces phénomènes, extraire une information pertinente et utile ? Plusieurs approches sont possibles :

- mesurer et quantifier ces perturbations,
- modéliser leur effet sur les spectres et chercher à les réduire par des traitements du signal appropriés.

Nous appliquerons cette démarche en prenant la concentration en azote comme support de notre étude. Notre démarche peut se résumer ainsi :

– Comment accéder à la réflectance des feuilles, porteuse de l'information ? Pour cela, il nous faut retrouver l'éclairement perçu par ces feuilles. Cette question et la procédure que nous proposons pour y parvenir seront traitées dans le chapitre 2.
– Quel lien existe-t-il entre un spectre de réflectance de feuille et sa concentration en azote ? et comment l'établir ? Pour répondre à ces questions, nous avons choisi une approche expérimentale. Le chapitre 3 étudiera l'accessibilité de la concentration en azote d'une feuille à partir de son spectre de réflectance. Le chapitre 4 sera consacré à l'étude des effets d'environnement : la concentration en azote foliaire reste-t-elle accessible lorsque le signal est perturbé par des réflexions multiples sur les feuilles au sein du couvert ?
– Quel(s) avantage(s) présente l'imagerie hyperspectrale par rapport à une mesure spectrale ponctuelle ? Cet aspect sera traité de manière exploratoire dans le chapitre 5.

Chapitre 2

Matériel et méthodes

Le chapitre précédent a montré pourquoi il est légitime de s'intéresser au potentiel de l'imagerie hyperspectrale comme outil de phénotypage. Dans ce chapitre, nous allons détailler l'aspect "matériel et méthodes" de la démarche expérimentale développée au cours de cette thèse. Nous rappellerons tout d'abord quelques définitions afin de pouvoir décrire les caractéristiques du système d'acquisition d'images hyperspectrales de proximité que nous avons utilisé. Le système d'acquisition a servi à mettre en place les différentes expérimentations nécessaires à notre étude mais a également été utilisé en routine pour des campagnes de prise d'images que nous décrirons ici. Nous proposerons ensuite une procédure de correction des images en réflectance en explicitant ses avantages et ses inconvénients et en identifiant ses effets sur le signal à traiter. Nous expliciterons en dernier lieu la démarche générale utilisée pour le traitement des spectres de réflectance par approche statistique (méthode de la PLS) et les pré-traitements des données envisageables. Enfin, une conclusion récapitulera les points importants et présentera les chapitres expérimentaux qui suivront.

Sommaire

2.1 Définitions 39
2.1.1 Caractéristiques spectrales 39
2.1.2 Technologie de séparation spectrale 39
2.1.3 Caractéristiques spatiales 40
2.1.4 Caractéristiques radiométriques 40
2.2 Le dispositif de mesure Garicc 41
2.2.1 Le système de prise d'images 41
2.2.2 La correction radiométrique 42
2.3 Les campagnes de prise d'images 43
2.4 Procédure de correction en réflectance et ses effets sur la réflectance apparente obtenue 45
2.4.1 Cas d'une feuille isolée à plat 46
2.4.2 Cas d'une feuille dans son environnement 48
2.4.2.1 Influence sur la réflectance apparente liée à l'éclairage direct 48

2.4.2.2 Influence sur la réflectance apparente liée à l'éclairage diffus 50
2.4.3 Conclusion partielle 53
2.5 Le traitement des données 53
2.5.1 Démarche générale 53
2.5.2 Prétraitements 55
2.5.2.1 Pallier un effet additif 55
2.5.2.2 Pallier un effet multiplicatif 55
2.5.2.3 S'affranchir de l'effet d'une grandeur d'influence : la technique de l'EPO 56
2.6 Conclusion du chapitre 57

2.1 Définitions

Un capteur hyperspectral se définit par différents paramètres. Avant de présenter le capteur utilisé dans cette étude, il est indispensable de donner quelques définitions élémentaires.

2.1.1 Caractéristiques spectrales

Les caractéristiques spectrales du capteur - gamme, résolution, intervalle d'échantillonnage (voir figure 2.1) - sont liées à la qualité de la séparation spectrale et au type de capteur photosensible. La gamme définit l'étendue en terme de longueur d'onde du spectre obtenu. La résolution spectrale est une mesure de la caractéristique spectrale la plus fine qui peut être détectée par le capteur. Elle est déterminée par la largeur à la moitié du maximum de la réponse du capteur à un signal monochromatique (Full Width at Half Maximum, FWHM). Elle s'exprime en unité de longueur d'onde. L'intervalle d'échantillonnage est la distance, en unité de longueur d'onde, entre les points de mesure sur le spectre électromagnétique.

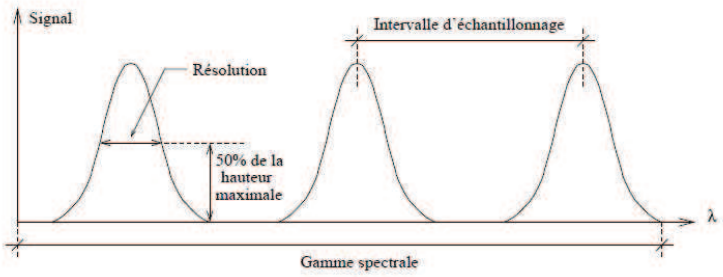


Figure 2.1: Illustration des notions de gamme spectrale, échantillonnage spectral et résolution spectrale (source : Lennon (2002)).

2.1.2 Technologie de séparation spectrale

La technologie de séparation spectrale définit la manière dont seront acquises les différentes longueurs d'onde. Elle détermine 4 grands types de capteurs : les spectromètres à prisme (les plus anciennement utilisés), les spectromètres à filtre (qui correspondent à la technologie du staring system), les spectromètres à grille de diffraction et les spectromètres interférométriques. Intéressons-nous plus particulièrement aux spectromètres à grille de diffraction, qui est la technologie que nous avons utilisée.

Les spectromètres à grille de diffraction (appelés également spectromètres à réseau), utilisent les propriétés de diffraction de la lumière par une surface quadrillée comportant des rainures régulièrement espacées. Le réseau décompose la lumière à la manière d'un prisme. La lumière incidente étant constituée d'un faisceau collimaté, il est nécessaire d'utiliser une lentille en sortie de réseau pour focaliser tous les rayons lumineux correspondant à une même longueur d'onde. La figure 2.2 présente le principe du spectromètre à réseau utilisé par la caméra Hyspex de NEO (Hyspex 1600, Norsk Elektro Optikk, Norvège) et dans la suite de notre étude.

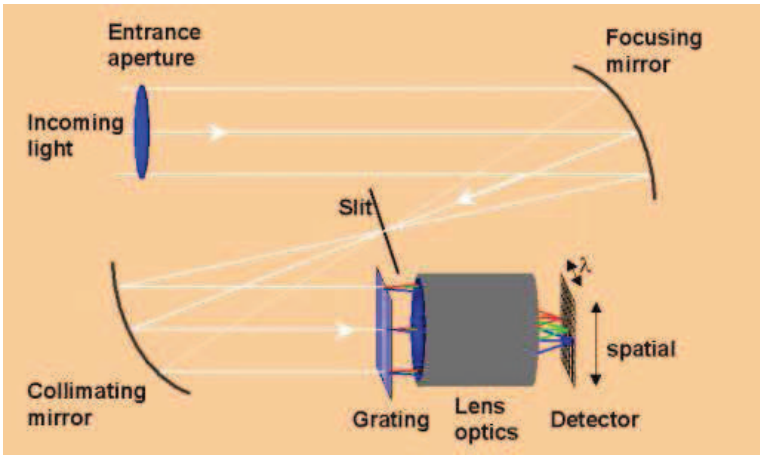


Figure 2.2: Principe du spectromètre à réseau de diffraction de la marque NEO (source : "http ://www.neo.no/hyspex/").

2.1.3 Caractéristiques spatiales

Les caractéristiques spatiales du capteur - surface imagée et résolution spatiale - déterminent les caractéristiques de l'image obtenue. L'angle de visée du capteur et la distance entre le capteur et la cible imagée (ou hauteur de prise de vue, en télédétection) déterminent la fauchée du capteur (i.e. la largeur du champ balayé par le capteur) et permettent l'acquisition d'une ligne normale à la trajectoire du capteur. La taille du pixel sur la cible est déterminée par l'angle de visée du capteur et la hauteur de prise de vue.

2.1.4 Caractéristiques radiométriques

Les détecteurs classiques sont des systèmes à transfert de charge (Charged Coupled Device ou CCD). Le flux incident de photons sur le semi-conducteur libère des électrons par effet photoélectrique. Ces électrons (dont le nombre est proportionnel à la quantité de lumière reçue) sont ensuite collectés par un système de transfert de charge (transfert de trame ou interligne). La charge totale transférée est transformée en tension, proportionnelle au nombre d'électrons. Ce signal sera ensuite amplifié et numérisé. Les caractéristiques principales des capteurs CCD sont :

- la responsivité, définie comme le rapport de la tension délivrée en sortie sur la puissance disponible en entrée,
- le niveau de bruit, c'est le rapport de la capacité (nombre d'électrons pouvant être stockés par un pixel) au nombre d'électrons générés de façon aléatoire. Il est qualifié par le rapport signal sur bruit (Signal to Noise Ratio ou SNR),
- le rendement quantique, défini comme le nombre d'électrons générés par photon incident. En théorie, ce rendement vaut 1 (on parle de photo-électron, un électron produit par un photon). En pratique, environ 50% seulement des photons reçus permettent de collecter un électron.
- l'efficacité de transfert, qui caractérise le nombre d'électrons qui seront perdus lors du transfert de charge. Elle est inférieure ou égale à 1. Par exemple un capteur ayant une efficacité de 0,99999 signifie que seulement un électron sur 100 000 sera perdu au cours du transfert de charge.

– la sensibilité des détecteurs, définie comme la valeur numérique obtenue pour un photo-électron pour chaque longueur d'onde.

Ces différentes caractéristiques liées entre elles, sont utilisées conjointement avec la mesure du courant d'obscurité pour corriger les images en luminance (voir paragraphe 2.2.2). Le courant d'obscurité est la valeur du signal enregistré par le capteur lorsqu'aucune lumière n'est disponible, il s'agit d'un signal dû aux charges générées spontanément lorsque la matrice n'est pas éclairée (charges thermiques).

2.2 Le dispositif de mesure Garicc

2.2.1 Le système de prise d'images

Le prototype, conçu et réalisé par le Cemagref, est constitué d'une caméra hyperspectrale fixée sur une rampe motorisée, elle-même attelée à un tracteur. La rampe est réglable dans toutes les directions de manière à être placée horizontalement au-dessus de la parcelle et à une hauteur de 1 m au-dessus de la végétation, quel que soit le stade de croissance. La hauteur absolue (par rapport au niveau du sol) de la rampe est donc variable. La caméra

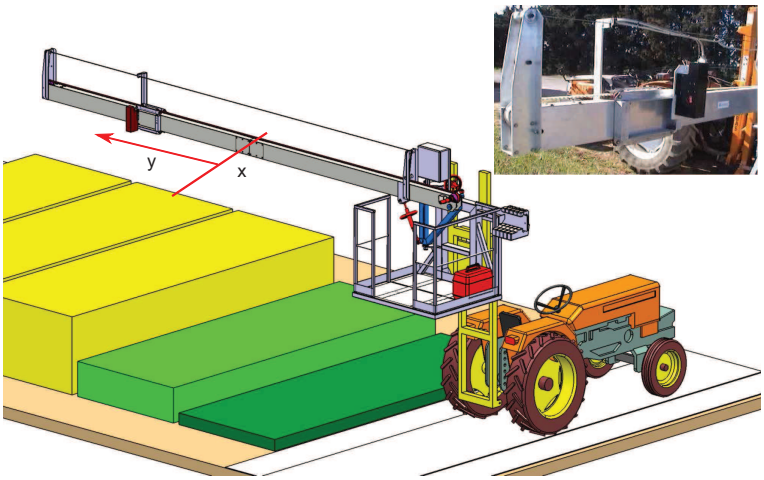


Figure 2.3: Prototype développé par le Cemagref vu en CAO.

hyperspectrale est un capteur pushbroom de la marque NEO (Hyspex 1600, Norsk Elektro Optikk, Norvège), utilisant la technique du réseau de diffraction en transmittance. Elle comprend une matrice CCD de 1600x160 pixels. Les 1600 pixels correspondent à une ligne d'acquisition et les 160 pixels à la dimension spectrale. Les 160 bandes sont comprises entre 400 et 1000 nm avec une résolution spectrale de 3,7 nm et un échantillonnage spectral de 3,7 nm[1]. Le champ de visée est de 17 °. À 1 m au-dessus du couvert, la fauchée est d'environ 30 cm pour un pixel de 0,2 mm dans la direction normale à l'avancement du capteur (selon x). La résolution spatiale dans le sens d'avancement du capteur (selon y) est liée à la vitesse du capteur sur la rampe et est définie par l'utilisateur lors de la

[1]NB : Dans l'ensemble du document, les représentations couleurs des images acquises sont obtenues par affectation des bandes 55 (600 nm), 41 (550 nm) et 12 (450 nm) aux canaux RVB.

prise d'image. Le temps d'intégration, c'est-à-dire, le temps pendant lequel le capteur va emmagasiner l'énergie lumineuse, est réglé manuellement en fonction des conditions d'éclairement (soleil radieux ou temps couvert) de manière à avoir un signal suffisamment fort pour être exploité sans saturer les pixels. Cela donne environ un temps d'intégration allant de 35000 μs pour une journée d'été radieuse jusqu'à 400000 μs par une journée d'hiver nuageuse. Le signal étant stocké sur 12 bits (soit de 0 à $2^{12} - 1 = 4095$), il s'agit d'avoir sur les pixels cibles (i.e. les pixels de feuille) un signal moyen d'au moins 2000. Après la prise d'image, les pixels pour lesquels au moins une bande a une valeur supérieure à 4000 sont automatiquement mis à zéro et ne sont donc pas considérés dans la suite des traitements. Toutes les données numériques sont reprises dans le tableau 2.1.

Tableau 2.1: Tableau récapitulatif des caractéristiques du système de mesure Garicc.

nombre de pixels sur une ligne	1600
gamme spectrale	400 - 1000 nm
champ de visée de la caméra	17 °
résolution spectrale	3,7 nm
pas d'échantillonnage spectral	3,7 nm
nombre de bandes	160
fauchée à 1 m du couvert	30 cm
résolution spatiale $\perp$ à l'avancement	0,2 mm
digitalisation	12 bits

2.2.2 La correction radiométrique

Le signal enregistré par le capteur dépend de certaines caractéristiques radiométriques du capteur (voir paragraphe 2.1.4). Le signal doit donc être corrigé avant de pouvoir être considéré comme représentatif de la luminance de la scène. La correction radiométrique que nous avons utilisée se définit ainsi :

$$L(\lambda) = \frac{DN(i,\lambda) - DC(i,\lambda)}{RE(i,\lambda) \cdot S(\lambda)} \tag{2.1}$$

où L désigne le signal corrigé en luminance, λ la longueur d'onde, i la position du pixel sur le capteur (dimension spatiale), DN le compte numérique directement enregistré par la caméra, DC le courant d'obscurité mesuré et enregistré à chaque prise d'image, RE la responsivité de la matrice CCD et S la sensibilité du capteur, toutes deux fournies par le constructeur. Le courant d'obscurité est la valeur enregistrée lorsque le capteur n'a accès à aucune lumière incidente : bien que théoriquement nulle cette valeur est positive dans la pratique. La sensibilité des détecteurs est représentée sur la figure 2.4. On constate une plus forte sensibilité dans le visible que dans le proche-infrarouge due au fait qu'il s'agit d'un capteur au silicium. Cette tendance est corrigée par un équaliseur qui "favorise" les grandes longueurs d'onde au détriment des plus courtes pour avoir des valeurs de signal exploitables dans l'infra-rouge sans saturer le visible.

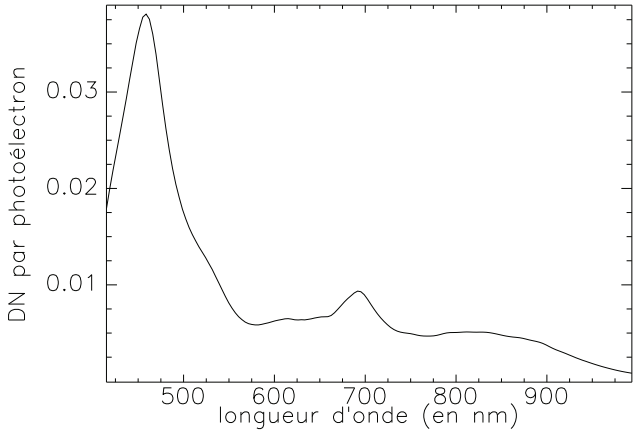


Figure 2.4: Sensibilité du capteur de la caméra Hyspex.

2.3 Les campagnes de prise d'images

L'outil de proxi-détection décrit plus haut a été utilisé pour toutes les expérimentations sur le terrain mises en place pour répondre à plusieurs questions scientifiques (voir chapitres suivants). Il a également été utilisé pour deux campagnes de prise d'images durant les saisons de croissance 2007-2008 et 2008-2009 (il s'agit de blé d'hiver, semé en novembre). Le but de ces campagnes était d'avoir des images hyperspectrales pour suivre le blé au cours de sa croissance.



(a) (b)

Figure 2.5: Exemple d'image obtenue lors de la campagne 2008 : (a), image initiale et (b) image redimensionnée pour obtenir la même résolution spatiale en x et en y soit 0,5 cm.

La campagne 2007-2008 s'est faite sur deux sites expérimentaux : les parcelles de l'INRA d'Auzeville, près de Toulouse (31) et le site de l'INRA de Mauguio, près de Montpellier (34). Malheureusement, de très mauvaises conditions météorologiques au printemps 2008 (pluies abondantes et fréquentes), tant sur Montpellier que sur Toulouse, ont empêché la prise d'image à certains stades. La campagne 2008 ne comprend donc qu'un nombre restreint de dates : 25 mars, 24 avril et 13 juin pour Mauguio, 15 avril et 20 juin pour Auzeville. Le tableau 2.2 résume les caractéristiques de cette campagne. Durant la campagne 2007-2008, pour ne pas obtenir des images "trop lourdes" et réduire les problèmes de stockage, la résolution spatiale des images dans le sens d'avancement de la caméra

Tableau 2.2: Tableau récapitulatif de la campagne de mesure Garicc 2008.

site expérimental	date	stade phénologique observé	nombre d'images	taille des données
Mauguio	25/03/2008	plein tallage	24 images, 3 génotypes	6GB
Mauguio	24/04/2008	épiaison	26 images, 4 génotypes	3,5GB
Mauguio	13/06/2008	maturité	54 images, 4 génotypes	11,5GB
Auzeville	15/04/2008	plein tallage	13 images, 4 génotypes	4GB
Auzeville	20/06/2008	maturité	46 images, 4 génotypes	36GB

était fixée à 0,5 cm, ce qui donnait des images déformées du fait de la résolution spatiale de 0,2 mm dans l'autre dimension de l'image (figure 2.5). Même après avoir redimensionné les images pour avoir la même résolution spatiale en x et en y, il est très difficile de distinguer les feuilles sur cette image de juin 2008. Du fait des divers problèmes rencontrés (mauvaise visibilité sur les images du fait de la faible résolution spatiale, lacune pour certains stades phénologiques du fait des mauvaises conditions météorologiques), les données de la campagne 2008 n'ont pas été exploitées. Des améliorations ont été faites sur le protocole de mesure pour 2009. La résolution spatiale dans le sens d'avancement de la caméra a été fixée à 0,5 mm et le rang de blé que l'on veut suivre a été marqué avec des piquets pour avoir des repères visuels sur les images (figure 2.6). La résolution des images de 2009 est meilleure et permet de distinguer les feuilles. Pour éviter le transport



Figure 2.6: Exemple d'image obtenue lors de la campagne 2009 avec une résolution proche en x et y.

du matériel et afin d'avoir la disponibilité du matériel dès que l'occasion se présente (sur-

tout en fonction de la météo), seul le site de Mauguio a été conservé pour cette campagne 2009. Le tableau 2.3 résume les caractéristiques de cette campagne.

Tableau 2.3: Tableau récapitulatif de la campagne de mesure Garicc 2009.

site expérimental	date	stade phénologique observé	nombre d'images	taille des données
Mauguio	24/02/2009	3 feuilles	2 parcelles par génotype soit 8 images	6,13GB
Mauguio	10/03/2009	tallage	26 images, 4 génotypes	6,18GB
Mauguio	06/04/2009	épi 1 cm	54 images, 4 génotypes	5,64GB
Mauguio	10/04/2009	montaison	54 images, 4 génotypes	6,45GB
Mauguio	30/04/2009	épiaison	54 images, 4 génotypes	7,32GB
Mauguio	12/06/2009	maturité	54 images, 4 génotypes	7,92GB

Les images hyperspectrales contiennent une information riche, ce sont des fichiers lourds. Prenons l'exemple de l'image présentée sur la figure 2.6. L'image contient 1600 colonnes (les 1600 pixels de la matrice CCD de la caméra), 1712 lignes et 160 bandes spectrales. Cela conduit à un fichier de 1,712GB. La correction radiométrique (conduisant à un fichier en luminance) prend 30 minutes avec nos propres codes sous IDL (code matriciel du logiciel ENVI®, ENvironment for Vizualizing Images) avec un ordinateur 64 bits et 4GB de mémoire. Il en est de même de la correction en réflectance décrite dans les pages suivantes (paragraphe 2.4). Nous verrons que cette correction est basée sur l'utilisation d'une céramique de référence placée dans l'image. Elle nécessite, pour chaque image en luminance, un détourage (manuel pour le moment mais qui pourra être automatisé) pour en extraire son spectre moyen.

2.4 Procédure de correction en réflectance et ses effets sur la réflectance apparente obtenue

Le signal obtenu après correction radiométrique (détaillée au paragraphe 2.2.2) est un signal de luminance. Il est encore dépendant de l'éclairement reçu par la cible lors de la prise d'image. Puisque la technologie utilisée n'a pas de source lumineuse propre, la source utilisée est le soleil. L'éclairement n'est donc pas contrôlé et varie d'une image à l'autre. Pour obtenir une information pertinente sur les objets observés, il est nécessaire d'obtenir la réflectance des objets qui, elle, est une caractéristique intrinsèque de l'objet. Nous allons maintenant détailler la procédure de correction en réflectance mise en place au cours de cette thèse.

Dans la suite, toutes les notations concerneront une visée au nadir (cas de notre capteur) et l'angle azimutal φ ne sera donc pas pris en compte.

2.4.1 Cas d'une feuille isolée à plat

Dans le cas d'une scène comprenant seulement une feuille isolée à plat, l'éclairement est le même sur tout le plan horizontal correspondant et n'a pour sources que le ciel et le soleil. L'éclairement reçu par la feuille peut donc être mesuré juste à proximité. Cette mesure peut être faite directement par un deuxième appareil pointant vers le haut. Cette technique, simple car directe, nécessite pourtant un étalonnage des deux appareils de mesure (celui de la cible et celui de l'éclairement) qui peut rendre la mesure fastidieuse.

Une autre possibilité courante consiste à utiliser du Spectralon® (LabSphere) qui est un diffuseur lambertien parfait (voir paragraphe 1.1.1.2 pour les définitions). Soumis au même éclairement total E que la feuille, il aura pour luminance :

$$L_{dp}(\lambda) = \frac{E(\lambda)}{\pi} \tag{2.2}$$

En plaçant du spectralon dans une scène, on est alors capable de retrouver l'éclairement incident. Une alternative au spectralon consiste à utiliser une surface de référence quelconque, pourvu que sa BRDF respecte certaines propriétés (que nous détaillerons plus loin). Ceci peut avoir un intérêt dans le cas d'une utilisation répétée en conditions extérieures, compte-tenu de la fragilité du spectralon et également de son prix. Dans notre cas, nous avons choisi d'utiliser une plaque de céramique comme référence. Il s'agit d'une céramique de couleur sombre pour ne pas saturer les images (le temps d'intégration étant élevé pour avoir le maximum de signal sur les feuilles, voir paragraphe 2.2.1). La céramique a été étalonnée en laboratoire. Cet étalonnage nous a fourni sa BRDF qui peut s'écrire ainsi pour une visée au nadir (voir détails dans l'annexe A) :

$$BRDF_{ceram}(\theta) = \frac{R_H}{\pi} + b(\theta) \tag{2.3}$$

où $R_H(\lambda)$ est la réflectance hémisphérique directionnelle, $b(\theta)$, une composante spéculaire indépendante de la longueur d'onde et θ l'angle d'incidence de l'éclairement.

Ainsi d'après les équations 1.19 et 2.3, la luminance de la céramique s'écrit :

$$\begin{aligned} L_{ceram} &= L_{direct} \cdot BRDF(\theta_i) \cdot cos\theta_i + L_{diffus} \int_{\Omega_H} BRDF(\theta) \cdot cos\theta d\Omega \\ &= L_{direct} \cdot cos\theta_i \cdot \left(\frac{R_H}{\pi} + b(\theta_i) \right) + L_{diffus} \int_{\Omega_H} \left(\frac{R_H}{\pi} + b(\theta) \right) \cdot cos\theta d\Omega \end{aligned} \tag{2.4}$$

L'étude de sa BRDF (voir annexe A) a montré qu'excepté à certaines dates (proches du midi solaire au solstice d'été), nous ne pouvions pas récupérer, avec notre capteur au nadir, la composante spéculaire de la céramique. Dans ce cas, la BRDF s'écrit :

$$BRDF(\theta_i) \simeq \frac{R_H}{\pi} \tag{2.5}$$

De plus, nous avons vu dans le paragraphe 1.4.2.2, que dans le cas d'un éclairage diffus, la réflectance spéculaire devenait négligeable. Plus formellement, cela signifie que l'intégrale hémisphérique de la BRDF est sensiblement égale à celle de sa partie diffuse :

$$\int_{\Omega_H} BRDF(\theta) \cdot cos\theta d\Omega \simeq \int_{\Omega_H} \frac{R_H}{\pi} cos\theta d\Omega \tag{2.6}$$

Sachant que $\int cos\theta d\Omega = \pi$, l'équation 2.4 devient alors :

$$\begin{aligned} L_{ceram} &= L_{direct} \cdot cos\theta_i \cdot \frac{R_H}{\pi} + L_{diffus} \cdot \frac{R_H}{\pi} \int cos\theta d\Omega \\ &= \frac{R_H}{\pi} \left(L_{direct} \cdot cos\theta_i + \pi \cdot L_{diffus} \right) \end{aligned} \tag{2.7}$$

De même, dans le cas d'une feuille isolée (i.e. suffisamment isolée pour éviter les réflexions secondaires dues à des objets environnants) à plat, il est possible d'écrire, d'après l'équation 1.19) :

$$L_{feuille} = L_{direct} \cdot BRDF(\theta_i) \cdot cos\theta_i + L_{diffus} \int_{\Omega_H} BRDF(\theta) \cdot cos\theta d\Omega \tag{2.8}$$

En faisant l'hypothèse que la composante spéculaire d'une feuille est relativement directive (i.e. plus de composante spéculaire au-delà de 25 ° autour de la direction de réflexion), nous pouvons transposer les équations écrites pour la céramique à la feuille. Soient :

$$BRDF(\theta_i) \simeq \frac{\rho}{\pi} \tag{2.9}$$

$$\int_{\Omega_H} BRDF(\theta) \cdot cos\theta d\Omega \simeq \int_{\Omega_H} \frac{\rho(\lambda)}{\pi} cos\theta d\Omega \tag{2.10}$$

et

$$L_{feuille} = \frac{\rho(\lambda)}{\pi} \cdot (L_{direct} \cdot cos\theta_i + \pi L_{diffus}) \tag{2.11}$$

On notera éclairement E l'expression $L_{direct} \cdot cos\theta_i + \pi \cdot L_{diffus}$.

La réflectance hémisphérique directionnelle de la céramique a pu être estimée à partir de mesures en laboratoire (voir détails en annexe A). En divisant la luminance de la

céramique par sa réflectance hémisphérique mesurée en laboratoire (R_H^{mes}), on obtient donc :

$$\begin{aligned}\frac{L_{ceram}}{R_H^{mes}} &= \frac{1}{\pi} \cdot (L_{direct} \cdot cos\theta_i \cdot + \pi \cdot L_{diffus}) \\ &= \frac{E(\lambda)}{\pi}\end{aligned} \tag{2.12}$$

C'est-à-dire que l'on retrouve la luminance d'un spectralon. Ainsi, dans le cas d'une feuille à plat, l'équation suivante :

$$\frac{L_{feuille}(\lambda)}{L_{ceram}(\lambda)} \cdot R_{ceram}(\lambda) = \rho(\lambda) \tag{2.13}$$

où R_{ceram} est la réflectance hémisphérique de la céramique mesurée en laboratoire, permet de retrouver la réflectance de la feuille. Par extension, nous appliquerons cette même procédure dans toutes nos images, conduisant à une réflectance estimée notée R_{app}.

Définissons à partir de maintenant la procédure de correction en réflectance des images hyperspectrales :

$$R_{app} = \frac{L_{feuille}}{L_{ceram}} \cdot R_{ceram} \tag{2.14}$$

2.4.2 Cas d'une feuille dans son environnement

Nous rappelons que l'éclairage extérieur se compose d'un éclairage direct provenant du soleil et d'un éclairage diffus en provenance de l'atmosphère céleste, tous deux pondérés par la fraction diffuse (voir paragraphe 1.4.2.1). L'éclairage diffus peut également provenir de réflexions multiples sur les objets environnants.

2.4.2.1 Influence sur la réflectance apparente liée à l'éclairage direct

En première approximation, une feuille peut être considérée comme une surface lambertienne, c'est-à-dire que sa BRDF est une constante. Ainsi des feuilles à plat ou inclinées auront la même réflectance avec une visée au nadir.
Cependant, l'éclairage reçu par une feuille inclinée n'est plus le même que celui reçu par une feuille à plat ou la céramique. Pour une feuille à plat (ou la céramique), on avait :

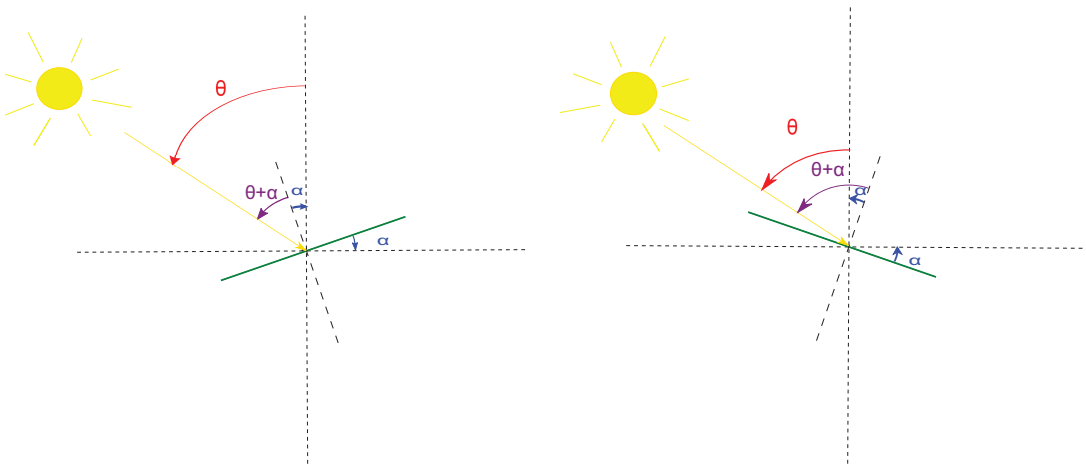
$$E = \frac{d\Phi}{dS} cos\theta_s \tag{2.15}$$

avec θ_s, l'angle du soleil par rapport à la normale, dS, la surface élémentaire de la feuille et $d\Phi$, l'intensité élémentaire de l'éclairement.

Pour une feuille orientée selon un angle α , l'équation devient :

$$E = \frac{d\Phi}{dS} cos(\theta_s + \alpha) \tag{2.16}$$

avec $\alpha \in [-\pi/2; \pi/2]$[2].



(a) feuille orientée "face" au soleil (b) feuille orientée "dos" au soleil

Figure 2.7: Géométrie d'une feuille dans son environnement.

Du fait de l'orientation différente de la céramique et de la feuille observée, l'éclairement reçu par la céramique et celui reçu par la feuille seront différents. Chaque niveau d'illumination est lié au cosinus de l'angle entre la surface observée et le rayon lumineux incident. Puisque cette différence est indépendante de la longueur d'onde, elle peut être introduite comme un facteur multiplicatif k. On peut donc écrire :

$$L_{ceram} = R_{ceram} \cdot E \tag{2.17}$$

$$L_{cible} = R_{cible} \cdot k \cdot E \tag{2.18}$$

où L_{ceram} et L_{cible} désignent respectivement la luminance de la céramique et de la feuille, R_{ceram} et R_{cible}, respectivement la réflectance de la céramique et de la cible, E, l'éclairement reçu par la céramique et k une constante. D'après l'équation 2.13 :

$$\begin{aligned} R_{app} &= \frac{L_{cible}}{L_{ceram}} \cdot R_{ceram} \\ &= \frac{L_{cible}}{E} \\ &= k \cdot R_{cible} \end{aligned} \tag{2.19}$$

La réflectance apparente d'une feuille inclinée, obtenue avec la procédure de correction de l'équation 2.13 est donc la réflectance vraie à un facteur multiplicatif près.

[2]Nous ne traiterons pas ici le cas où le soleil très bas sur l'horizon peut frapper une feuille sur sa face inférieure conduisant à une transmittance sur la feuille et non plus une réflectance.

Par ailleurs, même si en première approximation, une feuille peut être considérée comme lambertienne, nous avons vu au paragraphe 1.1.2.4, qu'elle pouvait donner lieu à de la réflexion spéculaire. Avec un capteur au nadir, il est possible d'enregistrer cette réflexion spéculaire pour des feuilles inclinées. La luminance de la feuille s'écrit donc :

$$\begin{aligned} L &= BRDF \cdot E \\ &= (\frac{\rho(\lambda)}{\pi} + k(\theta, \varphi)) \cdot E \end{aligned} \tag{2.20}$$

Or d'après l'équation 2.12,

$$\frac{L_{ceram}}{R_H^{mes}} = \frac{E}{\pi} \tag{2.21}$$

où E est l'éclairement d'une feuille à plat. Notons $k_1 E$, l'éclairement d'une feuille orientée (cf. les niveaux d'éclairement détaillés plus haut).
Donc l'application de la procédure de correction décrite définie par l'équation 2.14 revient à écrire :

$$\begin{aligned} \frac{L_{feuille}}{L_{ceram}} \cdot R_H^{mes} &= (\frac{\rho(\lambda)}{\pi} + k(\theta, \varphi)) \cdot k_1 E \cdot \frac{\pi}{E} \\ &= k_1 \cdot \rho(\lambda) + k_1 \cdot \pi \cdot k(\theta, \varphi) \\ &= k_1 \cdot \rho(\lambda) + k_2 \end{aligned} \tag{2.22}$$

En plus du phénomène multiplicatif évoqué plus haut, l'orientation des feuilles entraîne, par le biais de la réflexion spéculaire, un effet additif sur le facteur de réflectance retrouvé par la procédure de correction en réflectance.

L'éclairement direct entraîne à la fois un effet multiplicatif et un effet additif sur la réflectance apparente des feuilles obtenue après la procédure de correction en réflectance. On peut donc écrire :

$$R_{app} = k_1 \rho(\lambda) + k_2 \tag{2.23}$$

où k_1 et k_2 sont des constantes inconnues indépendantes de la longueur d'onde.

2.4.2.2 Influence sur la réflectance apparente liée à l'éclairage diffus

L'éclairage diffus n'est prépondérant que dans le cas d'un soleil voilé ou d'une cible à l'ombre. Dans ce dernier cas, outre le changement de caractéristiques spectrales de l'éclairement (direct ⇒ diffus), intervient aussi un changement spectral (éclairages du ciel plus bleu que éclairage solaire). Dans le cadre de cette étude, nous ne nous sommes pas intéressés au cas de l'ombre et à son effet sur les spectres de réflectance obtenus. Rappelons que lors de la procédure de correction, le détourage de la céramique se fait manuellement. Il est alors possible de ne considérer que les pixels au soleil. La correction n'est donc pas valable pour les pixels de feuilles à l'ombre sur cette même image mais nous n'avons pas pu étudier ces effets sur la réflectance apparente obtenue (nous avons, cependant, pris garde de ne sélectionner que des spectres de feuilles au soleil pour les données d'étalonnage des modèles chimiométriques).

Une cible placée dans un environnement dense va subir des réflexions multiples. En effet, l'illumination reçue par la cible peut venir du soleil et du ciel mais également d'autres objets dans l'environnement. Un rayon de soleil peut frapper une feuille, être réfléchi et atteindre une autre feuille. Ce signal est un signal réfléchi mais est considéré comme une source lumineuse par la deuxième feuille. Reprenons les notations du paragraphe 1.4.2.2 et de la figure 1.10. Considérons une première feuille qui "voit" le soleil, le ciel et une deuxième feuille. Alors ω représente l'angle solide occupé par le ciel et Δ l'angle solide occupé par la feuille voisine. La proportion de l'illumination de la première feuille provenant de la seconde feuille se détermine par le rapport $\alpha = \frac{\Delta}{2\pi}$. Ce phénomène conduit à une luminance enregistrée en provenance de la première feuille de la forme $L = (1-\alpha)R_1 \cdot E + \alpha \cdot R_1 \cdot (R_2 \cdot E)$ avec α entre 0 et 1, R_1 la réflectance de la première feuille et R_2 la réflectance de la deuxième feuille[3]. En faisant l'hypothèse simplificatrice que $R_1 \simeq R_2$, on obtient après correction $R^* = (1-\alpha)R + \alpha R^2$.

Pour vérifier cette hypothèse, prenons l'exemple de l'image illustrée sur la figure 2.8 et considérons les trois couples de spectres ombre/soleil calculés sur les régions d'intérêt (ROIs) de différentes couleurs.



Figure 2.8: Image de la saison Garicc 2009. Trois feuilles ont des parties à l'ombre (régions rouge, bleu et cyan) et au soleil (vert, jaune et magenta).

En considérant que, pour chacune de ces 3 feuilles :
- la réflectance vraie de la feuille est la même sur toute la surface considérée (ombre et soleil),
- l'inclinaison de ces feuilles est telle que le capteur n'enregistre pas de réflexion spéculaire,

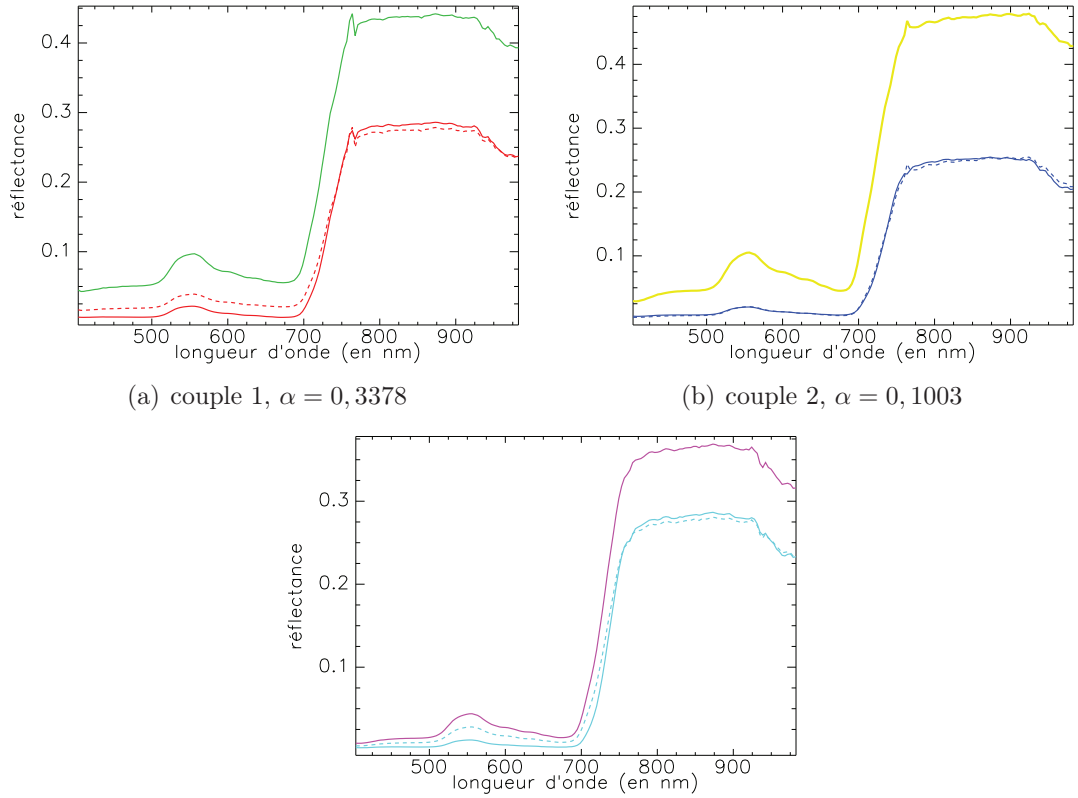
[3]Nous faisons ici abstraction de la différence d'éclairement perçu par les deux feuilles (qui rajouterait une constante multiplicative de plus), pour nous intéresser spécifiquement à l'effet des réflexions multiples.

– la partie au soleil ne subit pas de réflexions multiples ou plus exactement l'éclairement provenant de celles-ci est négligeable devant l'éclairage direct. Sa réflectance est donc sa réflectance vraie R,
– la partie à l'ombre subit de la réflexion multiple et sa réflectance apparente est donc de la forme $(1-\alpha)R + \alpha R^2$.

nous avons alors cherché à retrouver le facteur α par identification. En affectant la valeur R au spectre au soleil et la valeur $R_0 = (1-\alpha)R + \alpha R^2$ au spectre à l'ombre, la valeur d'alpha se détermine par l'équation suivante :

$$\alpha = \frac{R_0(\lambda) - R(\lambda)}{R^2(\lambda) - R(\lambda)} \tag{2.24}$$

La figure 2.9 présente pour chaque feuille les résultats de l'identification appliquée simultanément aux 160 bandes. On constate tout d'abord que la valeur numérique de α



(a) couple 1, $\alpha = 0,3378$ (b) couple 2, $\alpha = 0,1003$

(c) couple 3, $\alpha = 0,6215$

Figure 2.9: Résultats de l'identification de α pour chacun des trois couples pouvant présenter de la réflexion multiple. Pour la correspondance des couleurs, voir figure 2.8 et texte. Le spectres en tirets correspondent aux spectres estimés après identification de α

identifiée est bien comprise entre 0 et 1 pour chaque couple, comme supposé plus haut. Ensuite, on peut voir que pour le couple 2, l'estimation colle parfaitement au spectre réel à l'ombre. Pour les autres spectres, l'estimation est un peu moins bonne mais reste correcte. Malgré les hypothèses simplificatrices faites pour définir cette écriture analytique, on peut penser que cette écriture analytique rend assez bien compte de la réalité. Elle nous permet en tout cas d'avoir une idée de l'effet de la réflexion multiple sur les spectres.

L'éclairage diffus provenant des réflexions multiples entraîne :

$$R_{app} = (1 - \alpha)\rho(\lambda) + \alpha\rho^2(\lambda) \tag{2.25}$$

où α est inconnu.

2.4.3 Conclusion partielle

Dans cette section nous avons défini la procédure de correction en réflectance. Celle-ci s'appuie sur l'utilisation d'une référence. Cette référence, une plaque de céramique du commerce, a été étalonnée en laboratoire afin de connaître ses propriétés optiques. L'utilisation d'un capteur au nadir, à notre latitude et avec certaines précautions (pas au midi solaire en été), nous permet de ne pas enregistrer de réflexion spéculaire sur cette référence. Celle-ci peut donc être utilisée pour la procédure de correction en réflectance. La procédure ainsi définie :

$$R_{app} = \frac{L_{feuille}}{L_{ceram}} \cdot R_{ceram} \tag{2.26}$$

(avec R_{ceram} la réflectance hémisphérique de la céramique mesurée en laboratoire)
permet d'accéder :
- à la réflectance vraie (i.e au facteur de réflectance) d'une feuille isolée à plat,
- à une réflectance apparente qui diffère de la réflectance vraie par un facteur additif et un facteur multiplicatif pour une feuille inclinée : $R_{app} = k_1\rho(\lambda) + k_2$ (avec k_1 et k_2 des constantes indépendantes de la longueur d'onde).
- à une réflectance apparente de la forme $R_{app} = (1 - \alpha)\rho(\lambda) + \alpha\rho^2(\lambda)$ pour les feuilles subissant des réflexions multiples. En effet, la procédure de correction en réflectance ne nous permet pas de retrouver les distributions d'éclairage de chaque feuille.

Ces différentes constatations devront être prises en compte lors du traitement des spectres.

2.5 Le traitement des données

Nous avons décrit la méthode d'obtention de la réflectance intrinsèque des feuilles. Intéressons-nous maintenant aux méthodes qui seront utilisées pour relier ces spectres de réflectance à une variable d'intérêt (chimiométrie).

2.5.1 Démarche générale

Quelle que soit la méthode statistique choisie, la démarche sera la même : étalonner le modèle chimiométrique sur un jeu dit d'étalonnage puis le tester sur un jeu de données indépendant. Nous prendrons l'exemple d'une PLS car c'est cette méthode qui sera utilisée dans le chapitre suivant.

Pour étalonner le modèle, il faut être capable de déterminer le nombre de variables latentes à prendre en compte. En effet, l'erreur d'étalonnage du modèle SEC (Standard Error of Calibration), définie comme l'erreur quadratique moyenne entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles, diminue systématiquement quand le nombre de variables latentes augmente (cf. phénomène de sur-ajustement vu à la page 25). Pour choisir le

meilleur modèle (et donc le nombre de variables latentes à prendre en compte) et avoir une indication de la précision avec laquelle le modèle sera capable de faire des prédictions sur de nouveaux échantillons, la validation croisée est très utilisée. Il s'agit d'utiliser les "données du présent" pour avoir une idée de comment le modèle se comportera sur des "données dans le futur" (Picard et Cook, 1984). Cela revient à diviser le jeu d'étalonnage en q blocs de tailles égales, étalonner le modèle sur $q-1$ blocs et le tester sur le bloc restant. Cette méthode est répétitive puisqu'on réalise q modèles différents, chacun des q blocs servant à tour de rôle de jeu de test. On peut alors définir une erreur standard de validation croisée SECV (Standard Error of Cross Validation) qui est, comme la SEC, une erreur quadratique moyenne sur les échantillons mais pour laquelle les échantillons de chaque bloc ont été prédits avec un modèle différent. On peut par exemple choisir de faire autant de blocs qu'il y a d'échantillons dans le jeu de données : cette méthode est connue sous le nom de "leave-one-out".

Pour résumer, l'utilisation de la validation croisée permet de tracer la courbe de la SECV en fonction du nombre de variables latentes prises en compte dans le modèle. Cette courbe connaît un minimum local qui définit le nombre de variables latentes du meilleur modèle.

Picard et Cook (1984) ont montré que la perte d'information dans le développement du modèle due à la division du jeu de données était très faible pour un jeu de données de taille moyenne ou large (sans donner de précision sur le nombre d'échantillons nécessaire pour avoir un jeu de données de taille moyenne ou large).

Le modèle est alors validé sur un jeu de test indépendant. L'erreur de prédiction du modèle (Standard Error of Prediction) est ainsi calculée sur des données indépendantes et donne la qualité prédictive réelle du modèle. Il est intéressant également de calculer le biais de la prédiction, qui se définit comme la moyenne de l'erreur entre les valeurs réelles et les prédictions. Cette valeur peut être négative. Elle représente la distance moyenne entre la première bissectrice du graphique et le nuage des prédictions. Il est alors courant de calculer une SEP corrigée du biais appelée aussi SEP_c. On a :

$$SEP = \sqrt{\frac{\sum(\widehat{y_i} - y_i)^2}{N}} \tag{2.27}$$

$$biais = \frac{\sum(\widehat{y_i} - y_i)}{N} \tag{2.28}$$

$$SEP_c = \sqrt{\frac{\sum(\widehat{y_i} - y_i - biais)^2}{N}} \tag{2.29}$$

où N est le nombre d'échantillons du jeu de données, y_i, la valeur réelle de la variable à prédire pour l'échantillon i et $\widehat{y_i}$ est l'estimation de cette variable pour le même échantillon i.

Dans la suite, nous parlerons de SEP pour désigner SEP_c et le biais sera également reporté pour visualiser l'écart de la prédiction par rapport à la valeur réelle.

Pour déterminer la qualité du modèle chimiométrique développé, il est également important de caractériser sa robustesse. « Dans l'étalonnage multivarié, la robustesse est considérée comme étant la sensibilité des prédictions du modèle d'étalonnage aux changements de facteurs externes tels que des variations environnementales, instrumentales, et des conditions de mesure de l'échantillon sous lesquelles les spectres ont été mesurés pendant la phase d'étalonnage. » (Zeaiter (2004) d'après Swierenga *et al.* (1999)). Un modèle considéré comme robuste sera donc stable vis-à-vis des perturbations dues aux variations des facteurs d'influence. La robustesse d'un modèle peut être testée en faisant varier différents paramètres externes (i.e. les conditions de mesure) et en étudiant la réponse du modèle.

2.5.2 Prétraitements

La chimiométrie utilisée avec la spectroscopie de laboratoire a développé de nombreux pré-traitements pour optimiser les spectres et améliorer les étalonnages. Nous en donnerons quelques exemples en prenant soin de choisir ceux qui nous concernent directement.

2.5.2.1 Pallier un effet additif

Certains phénomènes peuvent conduire à des effets additifs sur les spectres utilisés en chimiométrie. C'est le cas par exemple de la réflexion spéculaire dans notre cas (voir paragraphe 2.4.2.1). Les effets additifs, qui rajoutent une constante inconnue sur les spectres, conduisent à de mauvaises prédictions. Pour pallier ces problèmes Vandeginste *et al.* (1998) préconisent d'utiliser la dérivée de premier ou de second ordre sur les spectres. Cependant, comme le calcul d'une dérivée amplifie généralement le bruit des données, ils conseillent de calculer la dérivée conjointement à un lissage, en employant, par exemple le filtre de Savitzky-Golay (Savitzky et Golay, 1964). Le filtre de Savitzky-Golay consiste à ajuster un polynôme sur le spectre avec une fenêtre glissante de quelques longueurs d'onde. C'est ensuite ce polynôme qui est dérivé. Sous Matlab, la commande "savgol(x,a,b,c)" (disponible dans la PLS_Toolbox) ajustera un polynôme de degré b sur le spectre x avec une fenêtre glissante de a longueurs d'onde. La dérivée utilisée sera d'ordre c.

Un autre pré-traitement conseillé par Vandeginste *et al.* (1998) est l'utilisation de SNV (Standard Normal Variates). Cette standardisation revient à centrer et normer les données. Elle agit sur les offsets en retirant la moyenne spectrale des échantillons. Cette fonction est également disponible sous Matlab dans la PLS_Toolbox.

2.5.2.2 Pallier un effet multiplicatif

D'autres phénomènes peuvent conduire à des effets multiplicatifs sur les spectres utilisés en chimiométrie. C'est le cas, par exemple, de la différence d'éclairement reçu par différentes feuilles dans un couvert (voir paragraphe 2.4.2.1). Pour pallier ces effets, Martens et Næs (1998) proposent d'utiliser la normalisation. En divisant chaque spectre par la somme de ses constituants ou par sa norme, deux spectres séparés par une constante multiplicative deviennent similaires.

$$S_1 = kS_2 \tag{2.30}$$

alors :

$$\frac{S_1}{\|S_1\|} = \frac{S_2}{\|S_2\|} \tag{2.31}$$

Notons que la fonction SNV remplit également ce rôle puisqu'elle centre et norme les données.

2.5.2.3 S'affranchir de l'effet d'une grandeur d'influence : la technique de l'EPO

Il arrive parfois que les causes d'une perturbation du signal ne puissent pas être éliminées. Le seul moyen d'améliorer la robustesse du modèle réside alors dans la manière de construire le modèle. Roger *et al.* (2003) ont proposé une méthodologie pour retirer les effets d'une grandeur d'influence : la technique de l'EPO (External Parameter Orthogonalisation, i.e. orthogonalisation par rapport à un paramètre externe).

Soit $\vec{G}$ l'espace généré par les perturbations de la grandeur d'influence G. L'EPO propose d'enlever les perturbations dues à la grandeur d'influence en projetant les spectres mesurés sur le sous-espace orthogonal à $\vec{G}$. Puisque l'influence exacte de G sur les spectres n'est pas connue, Roger *et al.* (2003) proposent une méthode d'étalonnage pour construire $\vec{G}$. Cela revient à considérer qu'une matrice d'échantillons peut être décomposée en une matrice parasitée comprenant l'effet de la grandeur d'influence et une matrice utile comprenant l'information sur la variable à prédire. Afin de déterminer l'espace généré par les variations de la grandeur d'influence, il suffit d'avoir des échantillons pour différentes valeurs de cette grandeur d'influence. Ces valeurs n'ont pas besoin d'être connues mais doivent être représentatives de l'espace $\vec{G}$. On peut par exemple avoir 10 spectres correspondant à la même concentration de la variable à prédire mais à 10 valeurs différentes de la grandeur d'influence. Si l'on considère les spectres moyens de chaque ensemble de 10 spectres, l'écart à ce spectre moyen correspond exactement à la variabilité due à la grandeur d'influence. La matrice des différences est donc représentative de l'espace $\vec{G}$. Pour définir cet espace, il suffit alors d'en trouver une base vectorielle. Cela est possible en réalisant une analyse en composantes principales (ACP) sur cette matrice. Une fois le sous-espace identifié, il est possible de projeter orthogonalement les spectres du jeu de données sur ce sous-espace. Cela permet d'obtenir pour chacun des spectres du jeu de données une valeur nulle pour les directions de ce sous-espace. Le jeu de données est donc débarrassé de l'effet de la grandeur d'influence. Il est alors possible d'étalonner un modèle sur ce nouveau jeu de données.

> En résumé, il est donc possible d'identifier le sous-espace généré par la grandeur d'influence G en identifiant les k premières composantes principales des différences moyennes constatées pour plusieurs valeurs de cette grandeur d'influence. En projetant orthogonalement le jeu de données sur ce sous-espace, on crée un nouveau jeu de données débarrassé des perturbations de la grandeur d'influence G sur lequel on peut étalonner un modèle robuste.

Toutefois, il faut noter que cette technique suppose que la variable d'intérêt que l'on veut prédire et la grandeur d'influence sont totalement indépendantes. En effet, si ce n'est pas

le cas, l'orthogonalisation enlèvera également une partie de l'information sur la variable d'intérêt.

2.6 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons vu les caractéristiques spatiales, spectrales et radiométriques du système d'imagerie hyperspectrale de proxi-détection utilisé dans le cadre de cette thèse. Nous avons présenté également les deux campagnes de mesure réalisées et dont les données seront exploitées au chapitre 5. La procédure de correction en réflectance impliquant l'utilisation d'une céramique de référence a été détaillée en insistant sur l'effet des différentes configurations d'éclairage et d'environnement des feuilles sur la réflectance apparente des feuilles obtenue par cette correction : effet additif de la réflexion spéculaire, effet multiplicatif de l'inclinaison des feuilles et effet non linéaire des réflexions multiples. La méthode de traitement des données par la technique de la PLS a été explicitée et les pré-traitements possibles ont été présentés en fonction de l'effet qu'ils cherchent à corriger. Le but de cette thèse étant d'étudier le potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage, le système de mesure a également été exploité pour mettre en place diverses expérimentations servant à étayer nos hypothèses ou valider nos résultats théoriques. Les principaux résultats sont présentés dans les deux chapitres expérimentaux suivants.

Chapitre 3

Accessibilité de la concentration en azote à partir de spectres de réflectance (400-1000 nm) de feuilles sur plantes isolées

L'outil de proxi-détection utilisé a pour but de générer des variables d'état de la plante (e.g. la teneur en azote) aidant ainsi à la détection de variétés ou de génotypes aptes à valoriser des conditions de culture particulières (correspondant par exemple à un stress azoté ou hydrique). Nous nous intéresserons ici à la concentration en azote des feuilles de blé. Ce paramètre a une grande importance en agronomie mais ne servira ici que de support à la mise en place d'une démarche méthodologique pour évaluer le potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage.

Sommaire

3.1 Introduction de la problématique "azote" 61
3.1.1 Enjeu de la mesure du statut azoté 61
3.1.2 L'azote dans la plante 62
3.1.3 Mesure du statut azoté des cultures 63
3.1.4 Approche proposée 67
3.2 Matériel et méthodes 68
3.2.1 Les mesures de référence 68
3.2.2 Les jeux de données : échantillons et mesures spectrales 68
3.2.3 Le traitement des données 72
3.2.4 Tableau synthétique 74
3.3 Résultats et discussion 76
3.3.1 Gamme spectrale et accessibilité à l'azote 76
3.3.1.1 Modèle ASD complet 76
3.3.1.2 Modèle ASD réduit avec caractéristiques spectrales de la caméra 77

3.3.1.3 Application du modèle ASD réduit sur des spectres obtenus avec la caméra 78
3.3.1.4 Conclusion partielle 80
3.3.2 Étalonnage d'un modèle à partir des données spectrales de la caméra Hyspex 81
3.3.2.1 Accessibilité de l'azote sur des feuilles isolées, séchées et imagées à plat 81
3.3.2.2 Accessibilité de l'azote sur des feuilles de plantes isolées 82
3.4 Conclusion du chapitre 89

3.1 Introduction de la problématique "azote"

3.1.1 Enjeu de la mesure du statut azoté

L'azote est considéré comme le nutriment le plus important des plantes de par sa fonction fondamentale et du fait de sa disponibilité fréquemment limitée. La disponibilité en azote du sol affecte le rendement et la qualité du grain mais aussi le contenu protéique du grain qui est important pour sa valeur nutritionnelle et pour les procédés industriels. Ainsi, l'augmentation du rendement chez le blé au cours des dernières décennies est en partie due à un accroissement des apports azotés.

Toutefois, pour des raisons économiques et écologiques, les apports en azote doivent être limités dans l'avenir. Le défi, pour la recherche agronomique, est de maintenir le niveau important de productivité en réduisant l'impact environnemental tout en maintenant un coût économique acceptable. Une réponse partielle à ce défi passe par des plantes sachant utiliser plus efficacement l'azote qui leur est apporté.

Pendant la croissance végétative, l'azote dans le sol (sous forme de nitrates) est prélevé par les racines et assimilé par les feuilles. La plupart de l'azote est absorbé très tôt puis recyclé et redistribué plus tard dans le reste de la plante. Le statut azoté d'une plante avant la floraison est considéré comme le paramètre déterminant le nombre de grains par épi (Below et Gentry, 1987). La consommation par la plante de l'azote du sol dépend aussi bien de l'extension et de la densité de son système racinaire que de la demande en azote de la plante elle-même. Les caractéristiques architecturales du système racinaire déterminent l'exploration d'un certain volume de sol. La relation générale entre la croissance de la plante en surface et la vigueur de ses racines a été prouvée mais des variations génétiques du ratio taille des racines/taille de la pousse existent chez le blé (Cholick *et al.*, 1977; Manschadi *et al.*, 2008). De plus, des différences génétiques de la profondeur des racines, du taux d'élongation ou du profil de distribution des racines dans le sol ont été rapportées (O'Brien, 1979; Richards et Passioura, 1989; Siddique *et al.*, 1990; Gregory *et al.*, 1994; Hoad *et al.*, 2001; Manske et Vlek, 2002; Manschadi *et al.*, 2008).

Pour le blé, la contribution de la remobilisation de l'azote foliaire à la production de grains dépend de la variété, cette proportion variant entre 50 et 90 % (Kichey *et al.*, 2007). Le flux d'azote partant des feuilles vers les organes reproducteurs après la floraison affecte le contenu protéique des grains. Le nombre de grains par épi, la capacité photosynthétique de la plante, la longueur de la période de remplissage du grain et la sénescence terminale sont des caractéristiques affectant la remobilisation de l'azote. Les relations entre elles sont complexes.

Afin de faire avancer la connaissance sur ces phénomènes, il est indispensable de poursuivre les efforts engagés en terme de phénotypage. De nouvelles méthodologies sont nécessaires pour comprendre des processus à l'échelle de la plante entière et en situation de peuplement, y compris le statut azoté de la plante à la fin de la période végétative et la dynamique ultérieure de remobilisation de l'azote pendant la période de remplissage du grain.

3.1.2 L'azote dans la plante

Les protéines interviennent en tant que constituants enzymatiques (activité métabolique) et composants structuraux des parois cellulaires. La répartition protéique dans les cellules est très hétérogène. Les tissus de transport et de soutien sont riches en glucides et par conséquent leur teneur en azote reste très faible. À l'opposé, les cellules des tissus impliqués dans des activités métaboliques fortes (méristèmes, cellules des chloroplastes) sont riches en azote et contiennent peu de cellulose (Evans, 1983). C'est le cas également pour des cellules de réserve (comme les grains) dont l'activité métabolique est très faible mais pour lesquelles les concentrations en azote sont importantes au regard des autres tissus de la plante.

Cas de la feuille

La fonction principale de la feuille est l'assimilation du carbone par la photosynthèse permettant la production de glucides à partir de la fixation de CO_2. La réduction des nitrates en acides aminés et l'intégration de ces acides aminés dans des protéines intervient également au niveau de la feuille qui se trouve être le centre de nombreux processus métaboliques. Par conséquent, de nombreuses enzymes sont présentes dans cet organe (figure 3.1). La description de ces systèmes enzymatiques a fait l'objet de nombreux travaux de synthèse auxquels le lecteur pourra se référer pour avoir plus de détails (Lawlor *et al.*, 2001).

Le métabolisme du carbone commence par la photosynthèse qui permet de transformer le

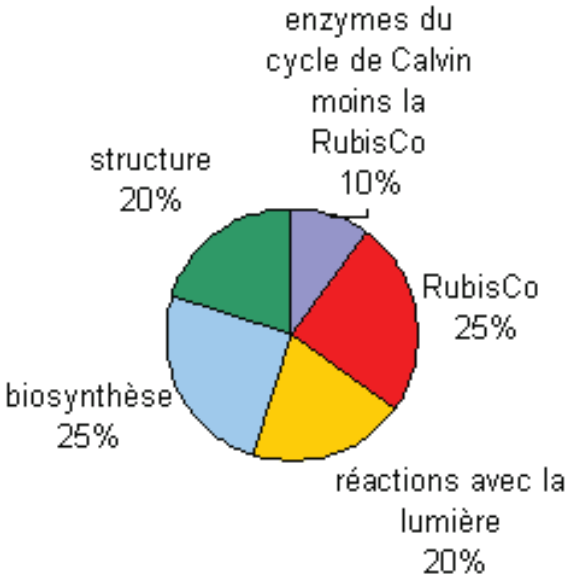


Figure 3.1: Pourcentage de l'azote foliaire total pour les principaux compartiments azotés des plantes des pays tempérés (plantes de type C_3) (source : d'après Lawlor *et al.* (2001) et Evans et Seemann (1989)).

CO_2 en glucides. La photosynthèse nécessite des pigments - la chlorophylle notamment - capables de convertir l'énergie lumineuse et mobilise toute une chaîne de réactions enzymatiques appelée cycle de Calvin. Le cycle de Calvin fait appel à une protéine très importante la RubisCo, qui est traitée comme un compartiment à part du fait de son importance : c'est une des plus grosses protéines végétales et elle représente jusqu'à 50 %

des protéines solubles des feuilles soit environ 25 % de la teneur en azote total des feuilles (Evans, 1983). Une autre composante importante de l'azote foliaire est celle impliquée dans la phase claire de la photosynthèse (collecte et transport des électrons), et compte pour environ 20 %.

La composition des feuilles varie en fonction de leur âge et des conditions environnementales. Dans les conditions les plus favorables, la teneur en azote foliaire peut atteindre une valeur maximale comprise entre 3,5 et 4,5 % de la matière sèche pour une feuille de blé. Cette teneur maximale correspond à la période photosynthétiquement la plus active de cet organe. Après celle-ci, la sénescence se met progressivement en place, altérant cette composition et diminuant notamment la teneur en azote foliaire. Lors de cette sénescence foliaire, l'azote foliaire est recyclé pour être stocké dans le grain. La feuille devient alors exportatrice d'azote vers les autres organes. De part son importance, la RubisCo va jouer un rôle de stockage d'azote de première importance. Dans ce cas précis la remobilisation va intervenir rapidement ainsi que pour les autres protéines associées en complexe à la chlorophylle (Evans, 1983). L'azote remobilisé est transporté soit vers des feuilles plus jeunes soit vers les grains dans la phase post-floraison chez les plantes à croissance déterminée (cas des céréales). Pour les céréales, environ 75 % de l'azote nécessaire au développement et à la croissance du grain proviennent de cette remobilisation.

Nous l'avons vu, l'azote foliaire est fortement lié à l'activité photosynthétique. Cependant, le rapport teneur en chlorophylle/concentration en azote foliaire est modifié au cours de la vie de la feuille (Hidema *et al.*, 1991; Makino *et al.*, 1983). De plus, la mesure de la teneur en chlorophylle ne suffit pas pour connaître la concentration en azote foliaire. En effet, si l'on trace la teneur en chlorophylle en fonction de la concentration en azote pour des feuilles de graminées, il semble que la concentration en chlorophylle sature au-delà d'une certaine concentration en azote (Hidema *et al.*, 1991; Evans, 1983).

3.1.3 Mesure du statut azoté des cultures

Nous l'avons vu au paragraphe précédent, la connaissance du statut azoté des cultures tout au long du cycle de croissance est primordial pour le rendement et la qualité du grain. L'outil le plus couramment utilisé pour évaluer ce statut azoté est l'Indice de Nutrition Azoté (ou Nitrogen Nutrition Index) développé par Lemaire et Gastal en 1997. L'INN est basé, pour chaque espèce, sur une courbe de référence, qui établit le ratio teneur en azote sur biomasse sèche permettant d'obtenir la croissance optimale. Cette courbe de référence, qui est valable jusqu'à floraison, a été définie pour de nombreuses espèces (Justes *et al.* (1994) l'ont développé pour le blé d'hiver, Colnenne *et al.* (1998) pour le colza, Bélanger *et al.* (2001) pour la pomme de terre, et plus récemment, Ziadi *et al.* (2010) pour le blé de printemps, etc.). Pour le blé dur, la figure 3.2 illustre sa forme. Chaque nouvelle donnée collectée dans une expérimentation particulière est replacée dans ce graphe et permet d'établir un diagnostic de l'état azoté dans lequel se trouvent les plantes de cette expérimentation. Une valeur d'INN supérieure à 1 (i.e. une donnée placée au-dessus de la courbe de dilution optimale) désigne des plantes en excès d'azote alors qu'une valeur d'INN inférieure à 1 (i.e. une donnée située en dessous de la courbe de dilution optimale) désigne des plantes en déficit d'azote. La mesure de l'INN nécessite la récolte d'un bottillon, la mesure de sa masse et celle de sa concentration en azote en

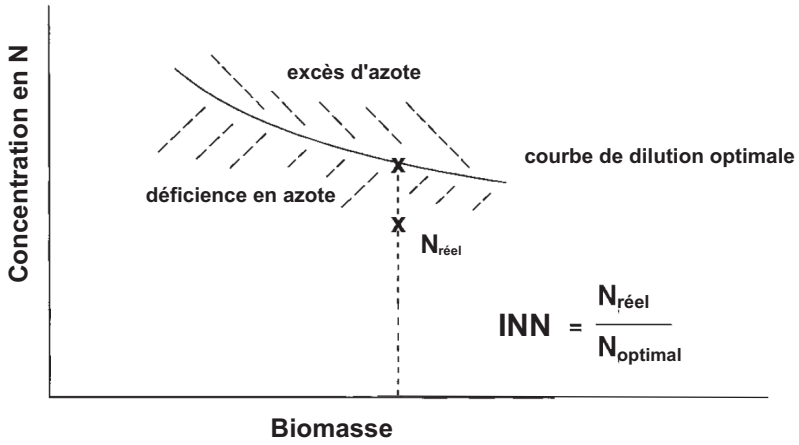


Figure 3.2: Représentation schématique de la courbe de dilution d'azote et du principe de l'INN. Les concentrations en azote sont en %MS (source : d'après Gastal et Lemaire (2002) modifié).

laboratoire, le calcul de sa concentration en azote optimale à partir de sa masse et de la courbe évoquée plus haut (Lemaire et Gastal, 1997). C'est un travail long et fastidieux. En plus, il s'agit d'une méthode destructive, qui ne permet pas un suivi au cours du cycle de croissance. C'est pourquoi, l'intérêt pour des mesures non destructives s'est accru et notamment pour des mesures utilisant les propriétés optiques de la végétation.

Les méthodes indirectes

Au sein d'un ouvrage consacré au diagnostic azoté des cultures, Baret et Fourty (1997) se sont intéressés à l'estimation du statut azoté d'une feuille ou d'un couvert par des mesures radiométriques. De ce chapitre d'ouvrage, nous pourrons retenir, en ce qui concerne l'échelle de la feuille, que :

- l'azote n'est pas relié à une longueur d'onde précise car présent dans plusieurs constituants d'une plante : chlorophylle, protéines, etc.,
- un rayon lumineux pouvant traverser l'épaisseur entière d'une feuille, la réflectance et la transmittance ne sont pas sensibles à la concentration d'azote mais au contenu en azote par unité d'aire,
- l'absorption des protéines se fait principalement entre 1400 et 2400 nm (Curran, 1989) et ne contribue que très peu à l'absorption totale de la feuille (par rapport aux autres constituants absorbant dans cette zone comme l'eau par exemple). C'est-à-dire que la réflectance et la transmittance dans cette partie du spectre ne sont que très peu sensibles à une variation de la teneur en azote (car trop affectées par la teneur en eau),
- Baret et Fourty (1997) en concluent que l'obtention de la teneur en azote ou en protéines ne peut se faire que sur du matériel sec et non du matériel frais,
- ils proposent alors d'estimer la teneur en azote de manière indirecte par la mesure de ses principaux composés absorbants - la chlorophylle par exemple,
- la transmittance plutôt que la réflectance est préconisée pour éviter les effets de surface.

Certaines méthodes commercialisées, s'appuient sur ces conclusions. Elles visent à donner une information sur le statut azoté en passant par le contenu en chlorophylle de la feuille. Le chlorophylle-mètre SPAD 502® de Minolta s'utilise comme une pince à feuilles. Il évalue la quantité de chlorophylle par une mesure de la transmittance de la feuille dans le rouge (650 nm) et l'infra-rouge (940 nm). Cette technique suppose d'avoir une valeur de référence, c'est-à-dire une plante sur-fertilisée pour laquelle il n'y a aucun risque de déficience d'azote. La valeur SPAD obtenue sur une feuille dans la parcelle doit être comparée à cette valeur de référence pour savoir si la parcelle est en excès ou déficit d'azote.

Le système N-tester®de Yara est basé sur le même principe de mesure de la transmittance d'une feuille pour avoir sa concentration en chlorophylle. Il propose un diagnostic du statut azoté à partir de la mesure de la chlorophylle faite sur plusieurs feuilles dans la parcelle. Ce système s'appuie sur des relations INN-valeurs de N-tester mises en évidence en collaboration avec Arvalis (Institut de Recherche Appliquée en agriculture). Une courbe étalon a été établie pour plusieurs espèces (dont le blé) et plusieurs variétés reliant les valeurs de N-tester à 4 stades phénologiques au statut azoté. La valeur donnée par le N-tester doit être entrée dans ces abaques ou directement comparée à une parcelle sur-fertilisée comme pour le SPAD 502. Yara met cependant en garde ses utilisateurs contre l'effet variétal : la mesure étant très sensible à l'effet variétal, il ne faut travailler qu'avec des variétés référencées et pour lesquelles les relations valeurs-N-tester/statut azoté ont été étalonnées. C'est là un des principaux inconvénients de cette méthode.

Ces techniques, destinées aux agriculteurs, ont cependant été largement utilisées par les scientifiques et avec satisfaction des utilisateurs (Reeves *et al.*, 1993; Blackmer et Schepers, 1995; Feibo *et al.*, 1998; Vidal *et al.*, 1999; Arregui *et al.*, 2006; Montemurro *et al.*, 2006; Gholizadeh *et al.*, 2009; Rambo *et al.*, 2010; Swain et Jagtap Sandip, 2010). Par ailleurs, au cours d'une étude préliminaire pour développer un nouveau capteur de mesure en temps réel de l'azote des cultures, Lee *et al.* (1999) ont montré une bonne corrélation (R^2 entre 0,81 et 0,96 selon les stades de croissance) entre la teneur en chlorophylle mesurée par le SPAD 502 et la concentration en azote réelle (en %MS). Ils ont montré également que la mesure SPAD présentait une grande variation du fait qu'elle ne mesure qu'une petite surface de feuille, ce qui implique de nombreuses mesures pour un estimation correcte du statut azoté. Spaner *et al.* (2005) estiment, quant à eux, qu'il est difficile de faire des recommendations pour la fertilisation azotée à partir de mesures SPAD car elles dépendent de l'année, du lieu, de la variété, du sol, etc. Fox *et al.* (2001) rappellent qu'un des principaux inconvénients de la méthode SPAD est qu'elle nécessite une parcelle de référence qu'il est parfois difficile de mettre en place.

Toutefois, pour un sélectionneur ou un généticien, ces techniques sont insuffisantes pour deux raisons. Tout d'abord, cette technique n'est considérée que comme un outil de diagnostic cultural, permettant de savoir, pour un agriculteur, s'il faut apporter, ou non, de l'azote. Il ne permet pas une description fine de l'état de la plante et donc une comparaison inter-génotypique. De plus, une plate-forme expérimentale comprend des dizaines de milliers de génotypes pour lesquels, non seulement il n'existe pas de courbe d'étalonnage mais en plus pour lesquels il est impossible de mettre en place des parcelles de référence

(car il faudrait deux fois plus de place !).

S'appuyant sur la relation chlorophylle-azote évoquée plus haut, certains scientifiques cherchent directement à relier la chlorophylle à l'INN. C'est l'approche testée avec succès par Houlès *et al.* (2007). Cependant, les auteurs montrent que les relations mises en évidence restent très empiriques et la teneur en chlorophylle seule reste un faible indicateur de l'INN. Dans leur étude de 2008, Ziadi *et al.* ont mesuré l'INN sur une combinaison de 3 sites et 3 années de croissance. Ils ont également fait des mesures de chlorophylle avec un SPAD 502. Les mesures de chlorophylle ont été converties en mesures relatives en divisant la valeur SPAD par la valeur SPAD obtenue sur une parcelle de référence saturée en azote, et ce pour s'affranchir des effets de la météo, des caractéristiques du site, etc. Les valeurs relatives de chlorophylle n'ont pu être corrélées que faiblement avec l'INN ($R^2 = 0,61$). Une nouvelle approche consiste à calculer l'INN à partir de mesures de télédétection : la biomasse est retrouvée par l'intermédiaire du LAI et la teneur en azote par l'intermédiaire de la quantité de chlorophylle à l'échelle de la canopée (Houlès *et al.*, 2007; Lemaire *et al.*, 2008; Chen *et al.*, 2010; Fitzgerald *et al.*, 2010).

Parallèlement à l'utilisation de la chlorophylle comme paramètre intermédiaire du statut azoté, d'autres équipes de recherche prônent l'accès direct à l'azote. Contrairement à ce qui a été affirmé par Baret et Fourty (1997), Kokaly (2001) estime que la variation des concentrations des composés azotés à un impact visible sur les spectres de réflectance de feuille. Il affirme que l'absorption des protéines dans l'infra-rouge peut être détectée en dépit de l'absorption de l'eau dans cette zone. Déjà en 1999, il affirmait que les protéines contiennent la majorité de l'azote des feuilles (notamment la RubisCo) et qu'il fallait donc prendre en compte l'infra-rouge dans la mesure de l'azote des feuilles. Morón *et al.* (2007) affirment dans leur article, qu'il est possible d'obtenir la concentration en azote à partir de spectres de réflectance non seulement sur du matériel sec broyé mais également sur du matériel frais et cela tout en gardant une qualité de prédiction acceptable avec l'objectif de planification de la fertilisation azotée (ils obtiennent un R^2 de 0,89 et une erreur de prédiction de 0,64 %MS sur des échantillons frais). Ils indiquent que, pour établir un modèle robuste sur matériel frais, il sera nécessaire d'inclure un grand nombre d'échantillons, d'années différentes, de variétés différentes. Hansen et Schjoerring (2003) ont réussi à établir un modèle entre concentration en azote de plantes sur pied et leurs spectres de réflectance mesurés entre 400 et 900 nm à 2 m au-dessus de la canopée (ils ont obtenu un R^2 de 0,71 et une erreur de prédiction de 0,38 en utilisant 6 variables latentes). Ils ont également montré que la PLS permettait une amélioration de la prédiction (de 24 %) de la concentration en azote par rapport à l'utilisation d'indices de végétation comme le NDVI par exemple. Grâce à leur système de chambre noire à l'arrière du tracteur, Alchanatis et Schmilovitch (2005) ont réussi à mesurer des spectres de feuilles au champ à une distance très faible (moins de 30 cm). Ils ont montré que la concentration en azote d'une feuille pouvait être prédite à partir d'un capteur optique sans contact mesurant la réflectance entre 530 et 1100 nm et avec un modèle de bonne qualité (avec 7 variables latentes, il obtiennent un R^2 de 0,81 et une erreur de prédiction de 0,27 %MS).

Conclusion partielle

D'après cette étude bibliographique, nous avons pu faire les conclusions suivantes :

– l'information sur l'azote peut être obtenue à partir de la chlorophylle mais une relation empirique chlorophylle-azote doit ensuite être établie. Cette relation est variable en fonction de l'espèce, du génotype, des conditions de culture, etc.
– il est possible d'obtenir la concentration en azote à partir de spectres de réflectance sur du matériel frais (même si les résultats obtenus sur du matériel sec sont meilleurs),
– bien que l'absorption des protéines ait lieu principalement dans l'infrarouge, il est possible d'accéder à la concentration en azote directement (i.e. sans passer par la mesure de la chlorophylle) à partir de spectres de réflectance entre 400 et 1000 nm, à l'échelle de la feuille ou de la canopée.

3.1.4 Approche proposée

En privilégiant une approche expérimentale, nous proposons d'étudier l'accessibilité, via les modèles chimiométriques (utilisant la PLS), de la concentration en azote de feuilles de blé à partir de spectres de réflectance obtenus avec le système de mesure décrit au chapitre précédent. Notre capteur ne disposant que de la gamme spectrale 400-1000 nm, notre mesure s'appuiera principalement sur l'azote photosynthétique :
– la chlorophylle (voir figure 1.5(a)),
– les complexes chlorophylle a-protéines à 675 nm (Hopkins, 2003),
– certaines protéines accessibles via leurs liaisons $N-H$ autour de 900 nm (Curran, 1989).
Via l'utilisation de la PLS (laquelle permet une modélisation complexe, selon le nombre de variables latentes) et en diversifiant les échantillons (les conditions de culture, les génotypes, etc.), nous espérons nous affranchir de la variabilité de la relation chlorophylle-azote en l'incluant directement dans le modèle.

Pour cela, il nous faut, répondre à plusieurs questions. L'utilisation de spectres de réflectance est-elle pertinente pour accéder à l'azote ? Les caractéristiques de notre outil sont-elles performantes pour estimer la concentration en azote des feuilles ? Le signal enregistré reste-t-il exploitable dans un contexte de complexité croissante (i.e. lorsque l'on passe d'une feuille isolée à une feuille d'une plante isolée) ? Pour prendre en compte les caractéristiques du capteur (gamme et résolution spectrales) et les conditions de prise de vue (capteur au nadir, à 1 m au-dessus de la végétation, etc.), nous allons suivre l'approche méthodologique suivante.

Afin d'avoir une référence à laquelle comparer nos résultats, nous reprendrons un modèle étalonné entre concentration en azote et spectres de feuilles mesurés avec un spectromètre de contact (pince à feuille, voir paragraphe 1.2.1) et validé par des généticiens de l'INRA. Ensuite, nous nous intéresserons à l'accessibilité de l'azote avec notre système de mesure. Dans un premier lieu, nous évaluerons la pertinence de notre gamme spectrale pour accéder à l'azote. Puis nous chercherons à étalonner des modèles chimiométriques entre concentration en azote et spectres de réflectance : nous travaillerons en plusieurs étapes en complexifiant au fur et à mesure le signal enregistré. Tout d'abord, nous définirons des conditions simples, semi-contrôlées : des feuilles séchées, isolées, à plat, avec un fond connu, conditions rappelant des mesures avec une pince à feuille. Ensuite, nous nous intéresserons aux conditions réelles où les feuilles sont dressées sur des plantes. Notre étude prendra en compte les perturbations du signal identifiées au chapitre précédent

(voir paragraphe 2.4.2) dues à l'inclinaison des feuilles mais les effets de l'environnement, des réflexions multiples et de la structure de la canopée, ne seront pas considérés ici (ils le seront dans le prochain chapitre). La conclusion de ce chapitre statuera sur l'accessibilité de la concentration en azote à partir de spectres de réflectance de proxi-détection.

3.2 Matériel et méthodes

3.2.1 Les mesures de référence

Un modèle reliant concentration en azote des feuilles et spectres de réflectance (400-2500 nm) obtenus avec une pince à feuille

Le centre de l'INRA de Montpellier possède un spectromètre de terrain (FieldSpec®, Analytical Spectral Devices, Inc. (ASD), Boulder, Colorado, USA) doté d'une source lumineuse interne. Ce spectromètre comporte également une pince à feuilles qui autorise la prise de spectres directement au contact de la feuille. Sa gamme spectrale va de 350 nm à 2500 nm avec une résolution spectrale et un échantillonnage spectral de 1 nm. Il est également possible d'utiliser deux fonds différents avec la pince à feuille : un noir qui permet d'enregistrer une réflectance pure et un blanc qui permet d'enregistrer une combinaison de réflectance et de transmittance. Des mesures spectrales ont été faites avec la pince à feuille (avec le fond blanc) sur des feuilles fraîches directement au champ et des feuilles prélevées, séchées et conservées en chambre froide.

La concentration en azote des échantillons a été réalisée au laboratoire Cefe du CNRS de Montpellier grâce à la méthode Dumas (Dumas, 1831) sur un appareil Perkin Elmer element analyser (PE 2400 CHN). Un modèle a été étalonné sur ces données par les chercheurs de l'INRA (Pierre Roumet, Martin Ecarnot, communication personnelle) avec les paramètres suivants : SNV et dérivée seconde comme pré-traitement, 8VL, R^2=0,97, SECV=0,3. L'étalonnage du modèle au sein de l'INRA avait été fait sous le logiciel Foss mais pour faciliter la comparaison (avec les modèles que nous développerons par la suite), nous l'avons ré-étalonné sous Matlab avec nos propres codes. Les performances de ce modèle validé par les généticiens (car il permet la comparaison inter-génotypique), serviront de référence pour les prochains modèles étalonnés dans la suite.

Mesures de référence en laboratoire

Comme dans le cas de l'ASD (cf. paragraphe précédent), toutes les valeurs de concentration en azote de référence ont été obtenues par mesure destructive au laboratoire Cefe du CNRS de Montpellier. Le laboratoire a quantifié son erreur de mesure à seulement 5 % de la valeur réelle des échantillons.

3.2.2 Les jeux de données : échantillons et mesures spectrales

Nous avons réalisé différentes expérimentations donnant lieu à de nombreux jeux de données, qui se recoupent entre eux, selon que l'on considère tel ou tel critère. Ces jeux de données vont être décrits ici et un tableau récapitulatif est disponible en fin de la section "matériel et méthodes" (page 75).

Les échantillons (feuilles) du modèle ASD

Le jeu de données correspond à des feuilles de blé dur appartenant à une large gamme génotypique (variétés cultivées, formes sauvages et ancestrales), cultivées en serre ou au champ au cours de plusieurs campagnes (2006⇒2008) et sur différentes plates-formes expérimentales : Mauguio (34), Auzeville (31), Castelnaudary (11), Ouzouer le marché (41) et Sisteron(04). Le jeu de données est constitué de 217 spectres de réflectance (eux-mêmes issus de moyenne sur plusieurs lieux d'une même feuille, plusieurs feuilles, etc.) et la gamme de concentration en azote s'étend de 0,48 %MS à 5,64 %MS (moyenne de 3,03 %MS et écart-type de 1,31 %MS). Puisqu'il est communément admis que les données hyperspectrales sont redondantes du fait de la non-indépendance des longueurs d'onde contigües, seule une longueur d'onde sur deux a été conservée, soit 1050 bandes spectrales allant de 400 nm à 2498 nm (le signal entre 350 nm et 400 nm est en effet très bruité et a également été rejeté).

Les feuilles du modèle ASD avec réduction de la gamme spectrale

Afin d'étudier le potentiel de la gamme spectrale de la caméra par rapport à celle de l'ASD, nous avons choisi de restreindre les spectres d'étalonnage à la gamme et à la résolution spectrales de notre caméra. Grâce au logiciel ENVI® (ENvironment for Vizualizing Images), les spectres ASD ont été ré-échantillonnés en utilisant les longueurs d'onde et la résolution spectrale de la caméra (via la FWHM, définition au paragraphe 2.1.1) selon un modèle Gaussien.

Les feuilles séchées imagées à plat sur fond de caractéristiques spectrales connues

Des feuilles de différents génotypes de blé (4 génotypes : Neodur, Primadur, Ixos et Lloyd et différents génotypes fixés, issus de leur descendance) prélevées à différents stades de croissance (entre floraison et maturité) de la saison 2009 ont été séchées en étuve et conservées en chambre froide. Les feuilles ont été disposées à plat sur un support horizontal. Sous chaque feuille étaient placées une pastille noire et une pastille blanche du spectromètre de terrain (FieldSpec®, Analytical Spectral Devices, Inc. (ASD), Boulder, Colorado, USA). L'objectif était de pouvoir faire la comparaison des spectres obtenus avec la caméra et la pince à feuille. Après avoir placé la céramique de référence au même niveau que les feuilles, les feuilles ont été imagées avec notre système de mesure (figure 3.3).

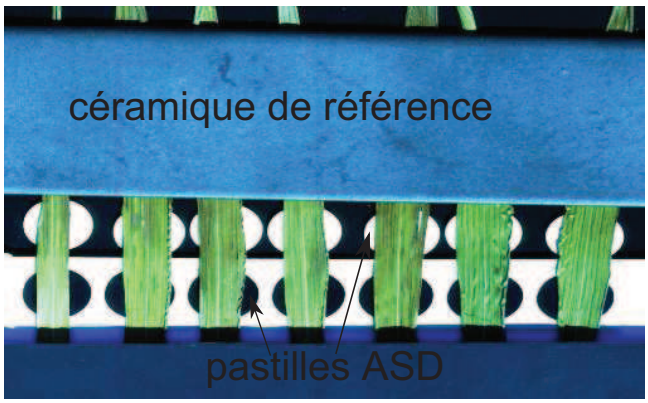


Figure 3.3: Exemple d'une image obtenue avec le dispositif de mesure (20 juillet 2009).

Une fois les images corrigées en réflectance (grâce à la céramique de référence et selon la procédure du paragraphe 2.4.1), des régions d'intérêt ont été dessinées sur les images pour détourer les régions des feuilles au-dessus des pastilles ASD. Pour chaque région d'intérêt, un spectre de réflectance moyen a été calculé. Chaque feuille a également été scannée à l'ASD avec fond blanc et fond noir. La partie des feuilles située sur les deux pastilles ASD a été découpée et envoyée au laboratoire pour analyse destructive de concentration en azote. La mesure de l'azote a été faite sur un échantillon correspondant à la zone de la feuille de la largeur des deux pastilles noire et blanche. Notons que nous avons associé à cette valeur, des spectres de réflectance obtenus seulement sur la moitié de cette zone (respectivement fond blanc et noir). Nous faisons donc l'hypothèse que sur cette zone de feuille restreinte, la concentration en azote est homogène[1]. Le jeu de données comprenait 50 couples spectre de réflectance/concentration en azote.

Afin de compléter notre jeu de données en vue d'un étalonnage, la même expérimentation qu'au paragraphe précédent a été réalisée le 24 septembre 2009 avec le dispositif de mesure de la figure 3.3 : des feuilles de la saison de croissance 2009, qui avaient été séchées et conservées en chambre froide, ont été imagées à plat sur des fonds de caractéristiques spectrales connues et scannées avec l'ASD. À la suite des deux expérimentations (20 juillet et 24 septembre 2009), nous disposions de deux jeux de données : 50 + 96 couples concentration en azote/spectres de réflectance.

Les feuilles de plantes cultivées en pot sous serre

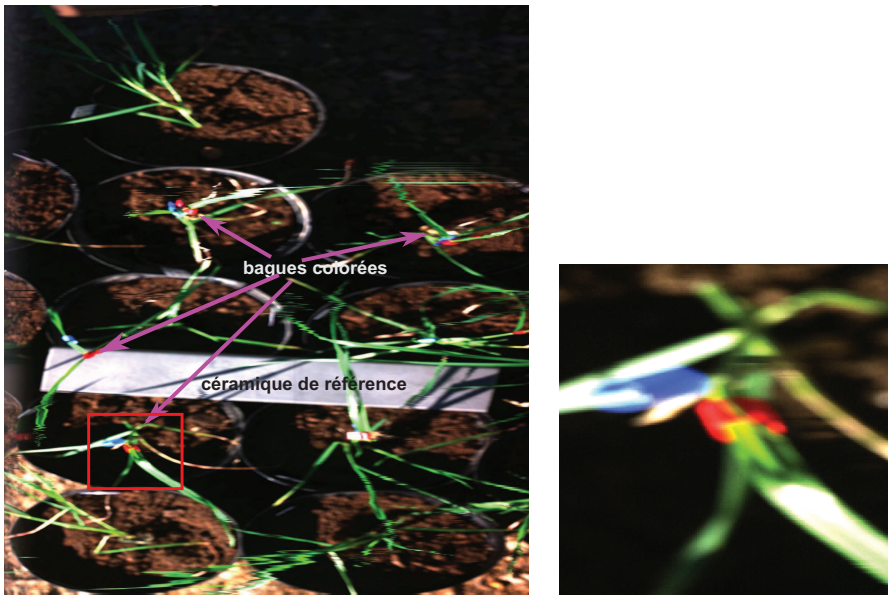
Pendant l'hiver 2009-2010, plusieurs plants de blé ont été cultivés en serre avec deux traitements azotés : avec ou sans apport d'azote. Quatre génotypes (Néodur, Primadur, Ixos et Lloyd) ont été imagés à cinq stades phénologiques (tallage, 2 noeuds, floraison, 450 degrés-jours[2] après floraison et maturité) avec trois répétitions par couple "génotype/traitement" à chaque date. Pour chaque image, deux génotypes et trois réplicats d'un même stade ont été imagés dans le but d'avoir plusieurs pots sur la même image (figure 3.4). Sur chaque plante, les deux feuilles supérieures (n et n-1) ont été marquées avec des bagues de plastique coloré et ainsi localisées dans l'image. Après chaque acquisition, les feuilles étaient découpées et envoyées au laboratoire pour analyse de leur concentration en azote. Sur chaque image, des régions d'intérêt ont été dessinées sur les feuilles marquées et ainsi nous avons obtenu leur spectre de réflectance moyen. En conséquence, nous disposions pour chaque plant de blé de deux couples (un pour chaque feuille coupée) spectre de réflectance/concentration en azote réelle. Le jeu de données comprenait au final 180 couples et la gamme de concentration en azote s'étendait de 0,81 à 5,88 %MS avec une moyenne de 3,22 %MS et un écart-type de 1,43 %MS.

Les feuilles de plantes au champ démariées

Au cours de la saison de croissance 2010, des plants de blé au champ ont été imagés. Afin d'obtenir des feuilles isolées, les plants ont été démariés : 4 feuilles ont été marquées avec des bagues de plastique coloré sur un bottillon et toutes les feuilles non marquées de ce

[1] Nous n'aurions de toute façon pas pu faire autrement car le protocole de mesure de l'azote en laboratoire nécessite une taille d'échantillon minimale qui est supérieure à la surface d'une pastille ASD.

[2] Le nombre de degrés-jours représente la somme de la température moyenne de chacun des jours écoulés.



(a) (b)

Figure 3.4: Exemple d'une image obtenue avec le dispositif de mesure : (a) image entière, (b) zoom .

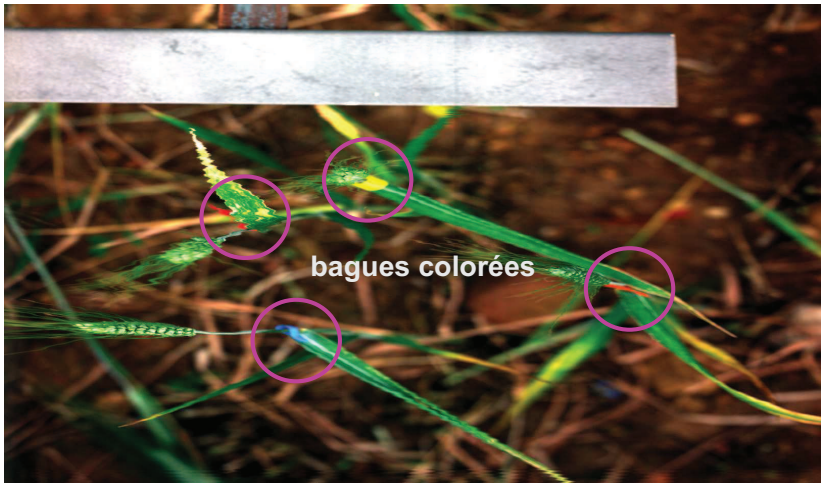


Figure 3.5: Exemple d'image obtenue avec le protocole de mesure de l'expérimentation au champ avec des plantes isolées.

bottillon ont été coupées pour ne pas gêner la mesure (figure 3.5). Ce protocole a été suivi à 5 dates (les 10, 20 et 28 mai ainsi que le 4 juin et le 1er juillet 2010 correspondant aux stades phénologiques floraison, 165 degrés-jours après floraison, 260 degrés-jours après floraison, 407 degrés-jours après floraison et maturité) sur 3 parcelles à chaque fois. Les images ont ensuite été corrigées en réflectance (grâce à la céramique de référence et selon la procédure du paragraphe 2.4.1). Les feuilles marquées ont été détourées sur les images et un spectre de réflectance moyen a été calculé pour chacune d'entre elles (certaines images n'ont pas pu être utilisées du fait du vent qui rendait les images floues et ne permettait pas de distinguer les feuilles marquées et certaines parcelles ont été imagées plusieurs fois). Le jeu de données final comprenait 56 couples concentration en

azote/spectres de réflectance. La concentration en azote des échantillons était compris entre 0,71 et 4,2 %MS avec une moyenne de 2,37 %MS et un écart-type de 1,07 %MS.

3.2.3 Le traitement des données

Les modèles chimiométriques

Les modèles chimiométriques ont tous été étalonnés sous Matlab avec nos propres fonctions. À chaque fois (lorsque la taille du jeu de données le permettait), le jeu de données a été divisé en un jeu d'étalonnage (2/3 des données) et un jeu de test (le 1/3 restant) de même distribution de concentration en azote. Le modèle a été étalonné par régression PLS sur le jeu d'étalonnage en cross-validation leave-one-out puis validé sur le jeu de test. Les pré-traitements utilisés varient en fonction des jeux de données :

- pour le jeu de données de l'INRA, les pré-traitements étaient ceux définis par les chercheurs de l'INRA : lissage, normalisation et centrage via la fonction SNV, puis dérivée seconde via un ajustement polynomial d'après la méthode définie par Savitzky et Golay (1964).
- même pré-traitements pour les données ré-échantillonnées aux caractéristiques spectrales de la caméra.
- aucun pré-traitement pour les spectres obtenus avec la caméra sur les feuilles imagées à plat car elles ne subissent aucune perturbation (pas de réflexion spéculaire ni de problème de niveau d'éclairement).
- conformément aux paragraphes 2.5.2.1 et 2.5.2.2, la dérivée, le centrage et la normalisation ont été testés sur les spectres de feuilles des plantes isolées (plantes sous serre ou au champ).

L'inversion du modèle Prospect pour connaître la teneur en chlorophylle des échantillons

Afin de connaître la teneur en chlorophylle de nos échantillons, nous avons inversé le modèle Prospect sur les spectres de nos échantillons. La méthode utilisée est celle des Look-Up-Tables (LUT, voir paragraphe 1.3.2.2). La version de Prospect utilisée est celle de 2003 fournie par Frédéric Baret (chercheur INRA, Avignon, unité EMMAH). L'inversion a été faite conjointement sur la teneur en chlorophylle et la teneur en matière sèche. Le tableau 3.1 résume les valeurs de chaque paramètre pour la création de la LUT. Des simulations préliminaires ont montré que la teneur en eau n'affectait pas les spectres de Prospect dans la gamme de longueur d'onde de la caméra. La teneur en eau a donc été fixée à une valeur arbitraire, la même pour les feuilles fraîches et les feuilles séchées[3]. La procédure de correction en réflectance nous fournissant la réflectance vraie à un facteur multiplicatif près pour les feuilles inclinées, nous avons réalisé l'inversion sur des spectres normalisés (spectres des jeux de données et spectres de la LUT ont tous été normalisés pour être comparables). L'inversion s'est faite par la minimisation de l'erreur quadratique moyenne sur des spectres normalisés. La qualité de l'inversion pour chaque spectre a été appréciée en rapportant l'erreur quadratique moyenne à la moyenne du spectre à inverser

[3]Nous avons vérifié qu'en affectant la valeur 0 à la teneur en eau dans une LUT, la prédiction de la teneur en chlorophylle ne variait que de $0,3 \mu g \cdot cm^{-2}$, ce qui est négligeable, compte-tenu de la précision de l'inversion

(i.e. l'erreur entre le spectre à inverser et le spectre de la LUT qui lui a été affecté, erreur ramenée en pourcentage de la valeur moyenne du spectre à inverser).

Tableau 3.1: Valeurs affectées pour la construction de la LUT à chaque paramètre d'entrée du modèle Prospect (Cab, la teneur en chlorophylle, Cdm, la teneur en matière sèche, Cw, la teneur en eau et N, le paramètre de structure interne, pour plus de détails sur le modèle voir paragraphe 1.3.2.2).

N	Cab (en $\mu g \cdot cm^{-2}$)	Cw (en $g \cdot cm^{-2}$)	Cdm (en $g \cdot cm^{-2}$)	longueurs d'onde
1,3	de 0 à 100 par pas de 0,2	0,015	de 0,001 à 0,01 par pas de 0,0005	400-1000 nm (caméra)

3.2.4 Tableau synthétique

Question scientifique	Étude réalisée	Jeux de données						
		Mesures spectrales		Échantillons		Valeurs de concentration en azote (en %MS)		
		matériel	gamme	nb	type	min	max	moyenne± écart-type
La concentration en azote de la feuille est-elle accessible à partir de mesures spectrales ?	ré-étalonnage du modèle INRA avec nos propres codes	ASD fond blanc	400-2500 nm	217	feuilles fraîches et séchées, serre et champ, divers génotypes, 4 campagnes	0,48	5,65	$3,06 \pm 1,32$
La gamme spectrale de la caméra est-elle suffisante pour accéder à l'information "azote" ?	étalonnage d'un nouveau modèle : modèle ASD "restreint"	ASD fond blanc	400-1000 nm	217	les mêmes	0,48	5,65	$3,06 \pm 1,32$
Le modèle ASD restreint permet-il d'obtenir la concentration en azote de feuilles à partir de spectres caméra ?	application du modèle ASD restreint sur des jeux de données indépendants (caméra et ASD fond blanc)	caméra fond blanc	400-1000 nm	146	feuilles séchées (4 génotypes, saison 2009) imagées à plat	0,4	3,78	$2,07 \pm 1,05$
		ASD fond blanc	400-1000 nm	146	feuilles séchées (4 génotypes, saison 2009)	0,4	3,78	$2,07 \pm 1,05$
Le modèle ASD restreint (fond blanc) est-il applicable sur des spectres caméra fond noir ?	étude théorique de la différence de signal entre fond noir et fond blanc	ASD fond noir	400-1000 nm	146	feuilles séchées (4 génotypes, saison 2009)	0,4	3,78	$2,07 \pm 1,05$

Question scientifique	Étude réalisée	Jeux de données						
		Mesures spectrales		Échantillons		Valeurs de concentration en azote (en %MS)		
		matériel	gamme	nb	type	min	max	moyenne± écart-type
Peut-on accéder à la concentration en azote de feuilles séchées imagées à plat avec notre système de mesure ?	étalonnage d'un modèle sur les spectres caméra fond noir (modèle feuilles à plat)	caméra fond noir	400-1000 nm	146	feuilles séchées (4 génotypes, saison 2009)	0,4	3,78	$2,07 \pm 1,05$
Peut-on encore accéder à la concentration en azote des feuilles lorsque le signal est perturbé par l'architecture de la plante ?	étalonnage d'un modèle sur les spectres de plantes en pot (modèle plantes en pot)	caméra	400-1000 nm	180	feuilles de plantes élevées en pot sous serre (4 génotypes, 2 traitements azotés, 5 stades phénologiques)	0,81	5,88	$3,21 \pm 1,42$
	étalonnage d'un modèle sur les spectres de plantes au champ (modèle plantes au champ)	caméra	400-1000 nm	56	feuilles de plantes au champ démariées (3 génotypes, 5 stades phénologiques)	0,71	4,2	$2,37 \pm 1,07$

Tableau 3.2: Récapitulatif des jeux de données, des questions scientifiques soulevées et des études réalisées pour y répondre.

3.3 Résultats et discussion

3.3.1 Gamme spectrale et accessibilité à l'azote

3.3.1.1 Modèle ASD complet

Il s'agit du modèle étalonné à l'INRA (Pierre Roumet, Martin Ecarnot, communication personnelle) et ré-étalonné avec nos propres codes. Les pré-traitements sont ceux effectués par les chercheurs de l'INRA : lissage, normalisation et centrage via la fonction SNV, puis dérivée seconde via un ajustement polynomial d'après la méthode définie par Savitzky et Golay (1964). Le meilleur modèle a été obtenu avec 8 variables latentes et a ensuite été testé sur le jeu de test. Les résultats des étapes d'étalonnage et de test sont présentés sur la figure 3.6.

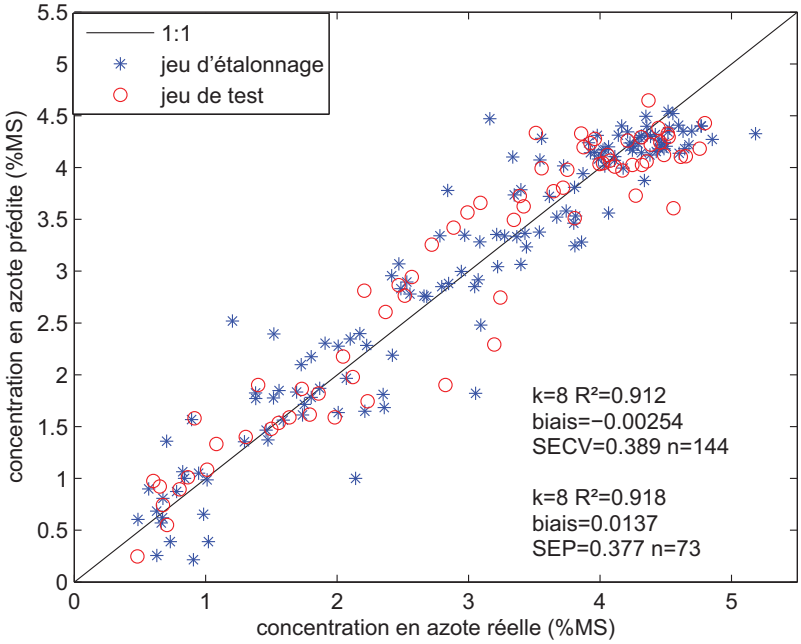


Figure 3.6: Résultats du modèle étalonné sur les spectres ASD (400-2500 nm) de l'INRA.

Les résultats sont globalement les mêmes que ceux obtenus par Pierre Roumet et Martin Ecarnot avec le logiciel Foss ($R^2 = 0,97$ et SECV=0.33, communication personnelle). Ce modèle a été considéré par les généticiens comme étant de bonne qualité. En effet, le but de ce modèle est de pouvoir suivre la concentration en azote des feuilles au cours de la saison de croissance pour différents génotypes. Il faut donc un outil de mesure qui permette d'avoir accès à la variabilité intergénotypique, c'est-à-dire que l'erreur due au modèle reste inférieure à la variance entre les génotypes. C'est le cas de ce modèle car au stade floraison, les différents génotypes peuvent avoir une concentration en azote variant de 3,3 %MS à 4,3 %MS. L'erreur du modèle, qui est ici de 0,38 %MS reste inférieure à la variabilité intergénotypique. Ces résultats sont proches de ceux obtenus par Morón *et al.* (2007), qui avaient évalué l'accessibilité de la concentration en azote à partir de spectres de réflectance de feuilles séchées et de feuilles fraîches. Si avec les

feuilles séchées, les résultats étaient bien meilleurs ($R^2 = 0.97$ et $SECV = 0.17$ $\%MS$ avec 7VL), les résultats obtenus sur feuilles fraîches étaient plus mauvais ($R^2 = 0.89$ et $SECV = 0.64$ $\%MS$ avec 6VL) que ceux obtenus ici. Le modèle ASD ayant été étalonné sur des feuilles fraîches et des feuilles séchées, il est logique que la valeur de son R^2 et de son erreur de prédiction se trouvent entre les deux valeurs obtenues par ces auteurs.

Le modèle ASD ayant été validé par les généticiens, ses performances (R^2, SEP, biais) serviront de référence aux autres modèles étalonnés par la suite.

3.3.1.2 Modèle ASD réduit avec caractéristiques spectrales de la caméra

La gamme spectrale de l'ASD a été réduite (ainsi que son échantillonnage spectral) pour que seules les données spectrales correspondant aux caractéristiques de la caméra Hyspex puissent être utilisées. Le modèle a été étalonné avec 8 variables latentes. La figure 3.7

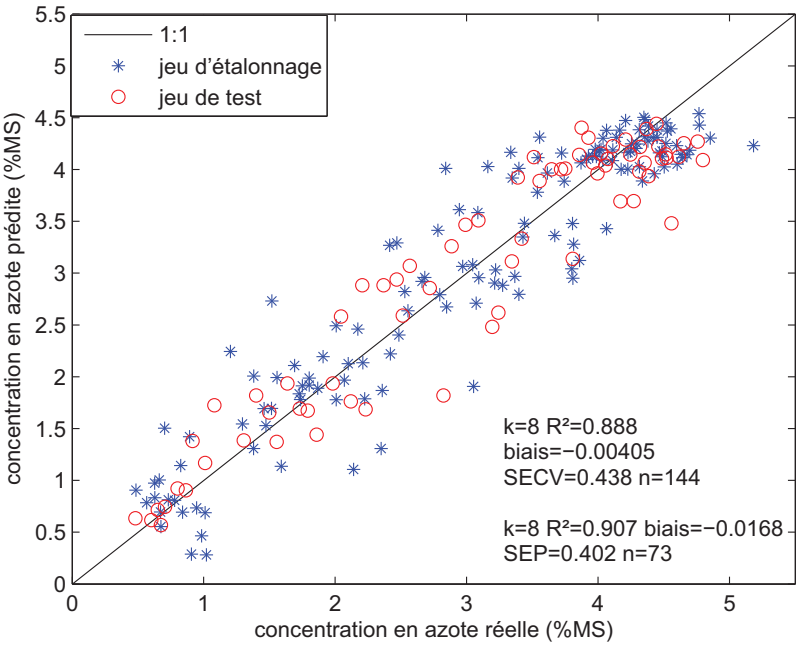


Figure 3.7: Résultats du modèle utilisant des spectres restreints à la plage 400 nm à 980 nm et avec un échantillonnage spectral de 3.7 nm.

présente les résultats des étapes d'étalonnage et de test. On constate que la restriction de la gamme spectrale associée à une résolution spectrale plus grossière entraîne une baisse de la qualité du modèle : le R^2 diminue (de 0,92 à 0,91) et l'erreur de prédiction augmente (de 0,38 à 0,40). Cependant, ces résultats montrent que l'azote reste accessible dans cette gamme de longueur d'onde (l'erreur de prédiction passe de 12,5 % à 13,3 % de la moyenne des échantillons).

3.3.1.3 Application du modèle ASD réduit sur des spectres obtenus avec la caméra

Le modèle obtenu sur les spectres "ASD réduits" a été appliqué sur les spectres de feuilles séchées mesurées avec l'ASD et la caméra avec des fonds blanc et noir (voir tableau 3.2.4, lignes 3 à 6). Les résultats sont présentés sur la figure 3.8. On y voit très clairement que :

- l'application du modèle ASD sur les spectres caméra fond blanc se rapproche de ce que l'on obtient avec des spectres mesurés avec l'ASD. Un biais important (0.518) existe toutefois entre les prédictions faites sur les spectres caméra et les prédictions faites sur les spectres ASD. Ce biais montre qu'il existe une différence entre les spectres de réflectance obtenus avec les deux instruments. De tels "effets instruments" sont bien connus des spectro-chimiométriciens : un étalonnage fait avec un outil donné (un ASD par exemple) doit généralement être remanié pour être applicable sur un autre outil (un autre ASD de la même marque, par exemple), c'est ce qu'on appelle la standardisation (Bouveresse et Massart, 1996a,b; Forina *et al.*, 1995; Swierenga *et al.*, 1998; Xie et Hopke, 1999).
- l'application du modèle ASD sur les spectres caméra fond noir ou ASD fond noir donnent des prédictions de concentrations en azote totalement aberrantes (valeurs négatives) ! Un modèle étalonné sur fond blanc ne peut donc pas être appliqué sur fond noir, quel que soit le système de mesure utilisé.

Essayons de voir pourquoi le fond présente une aussi grande importance. Considérons une feuille de réflectance ρ et de transmittance τ. Faisons l'hypothèse simplificatrice que les caractéristiques spectrales de cette feuille sont les mêmes des deux côtés (cette hypothèse s'applique plus particulièrement aux monocotylédones comme le blé dont la feuille présente moins de dissymétrie que la feuille des dicotylédones). Cette feuille est placée sur un fond de réflectance ρ_f. Le schéma de la figure 3.9 illustre le trajet de la lumière. Le signal enregistré est donc :

$$\begin{aligned} S &= \rho + \tau^2\rho_f + \tau^2\rho_f^2\rho + \tau^2\rho_f^3\rho^2 + ... \\ &= \rho + \tau^2\rho_f\left(1 + \rho_f\rho + \rho_f^2\rho^2 + \rho_f^3\rho^3 + ...\right) \end{aligned} \tag{3.1}$$

Puisque :

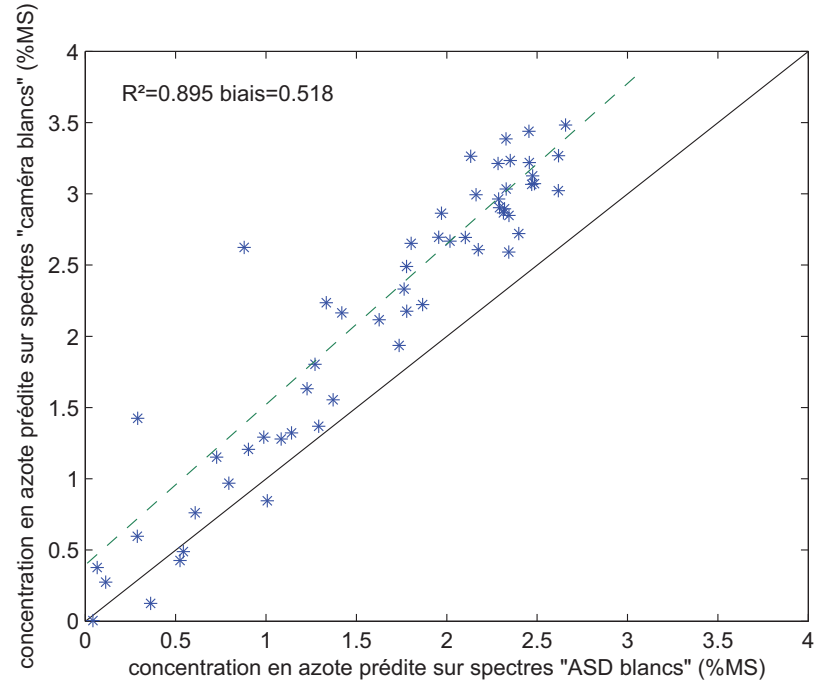
$$\sum_{n=0}^{\infty} x^n = \frac{1}{1-x} \tag{3.2}$$

alors :

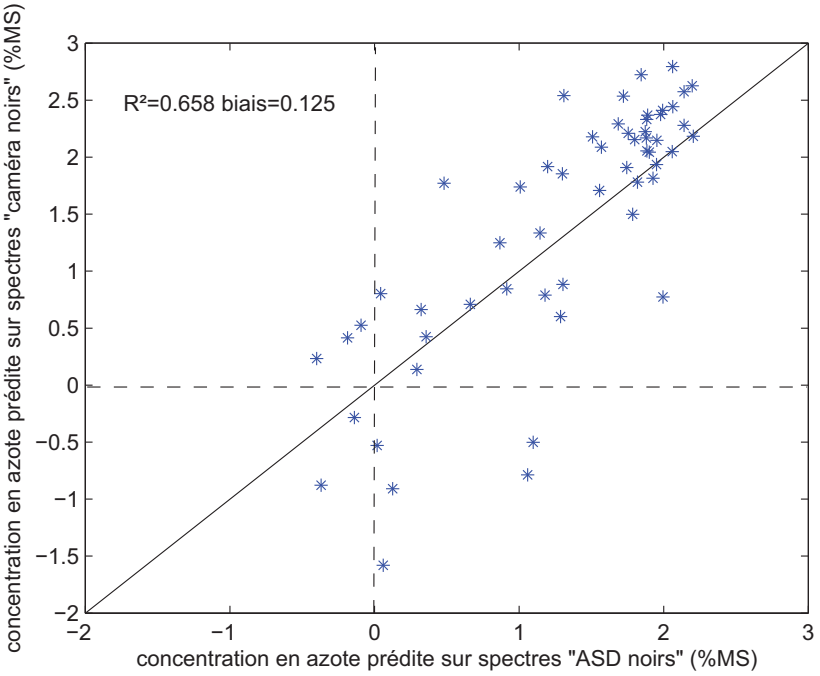
$$\begin{aligned} S &= \rho + \tau^2\rho_f\left(\frac{1}{1-\rho_f\rho}\right) \\ &= \rho + \frac{\tau^2\rho_f}{1-\rho_f\rho} \end{aligned} \tag{3.3}$$

Lorsqu'une feuille est placée dans la pince à feuille de l'ASD avec un fond noir (supposé totalement noir donc de réflectance $\rho_f = 0$), on obtient la réflectance pure de l'échantillon, ρ. En revanche, avec un fond blanc (supposé totalement blanc donc de réflectance $\rho_f = 1$) le signal enregistré devient :

$$S = \rho + \frac{\tau^2}{1-\rho} \tag{3.4}$$



(a)



(b)

Figure 3.8: Comparaison de la prédiction faite par le modèle ASD (étalonné sur fond blanc) sur des spectres ASD et des spectres caméra : (a) spectres obtenus avec un fond blanc, (b) spectres obtenus avec un fond noir.

Le signal est d'un niveau plus important (c'est la raison pour laquelle cette option a été choisie lors de la constitution de la base de spectres par l'INRA), et la transmit-

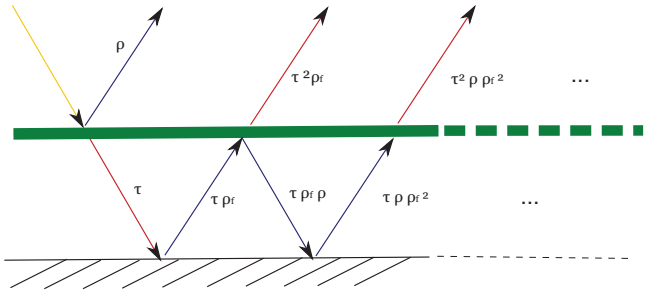


Figure 3.9: Schéma illustrant le signal perçu au dessus d'une feuille placée au-dessus d'un fond.

tance y intervient de manière prépondérante et non linéaire. On conçoit donc bien qu'un étalonnage réalisé sur ce signal ne soit pas utilisable avec des spectres de réflectance pure.

3.3.1.4 Conclusion partielle

Un modèle a pu être étalonné entre spectres ASD fond blanc (entre 400 et 2500 nm) et concentration en azote. Ce modèle est jugé de bonne qualité car il permet de distinguer les génotypes entre eux (i.e. de variance inférieure à la variance intergénotypique).

Après restriction de la gamme spectrale et réduction de la résolution spectrale, il est toujours possible d'accéder à la concentration en azote des feuilles. La qualité du modèle est légèrement abaissée mais reste acceptable puisque l'erreur passe de 12,5 % à 13,3 % de la moyenne des échantillons.

Le transfert de modèle ASD vers caméra donne des résultats assez mitigés. En effet, le modèle ASD étalonné sur des spectres ASD fond blanc peut éventuellement être appliqué sur des spectres caméra fond blanc, un biais important (0.518) doit cependant être pris en compte dans une procédure de standardisation. En revanche, le modèle ASD fond blanc ne peut pas être appliqué sur des spectres caméra fond noir. Le fond présente, en effet, une grande importance car il ne donne pas accès à la même information : le fond noir ne donne accès qu'à la réflectance des échantillons alors que le fond blanc permet d'accéder également à une information sur la transmittance des échantillons.

Ceci amène aux conclusions suivantes :

- l'accessibilité établie de la concentration en azote avec l'ASD fond blanc ne préjuge pas de l'accessibilité de la concentration en azote à partir de spectres de réflectance,
- la caméra ne disposant pas de fond blanc (en conditions réelles), il faut donc étalonner un modèle à partir de spectres de réflectance seule.

En conclusion, il faut donc étalonner notre propre modèle pour vérifier l'accessibilité de la concentration en azote à partir de notre système de mesure en réflectance.

3.3.2 Étalonnage d'un modèle à partir des données spectrales de la caméra Hyspex

3.3.2.1 Accessibilité de l'azote sur des feuilles isolées, séchées et imagées à plat

Le tableau 3.3 présente les caractéristiques des données utilisées.

Tableau 3.3: Caractéristiques des jeux de données de juillet et septembre 2009 (moyenne, écart-type, min et max en %MS).

date	moyenne	écart-type	min	max
juillet	2,3	0,95	0,6	3,78
septembre	1,95	1,08	0,4	3,75

Un modèle a été obtenu sans pré-traitement des spectres et avec 5 VL (figure 3.10) en utilisant les données de juillet et septembre conjointement.

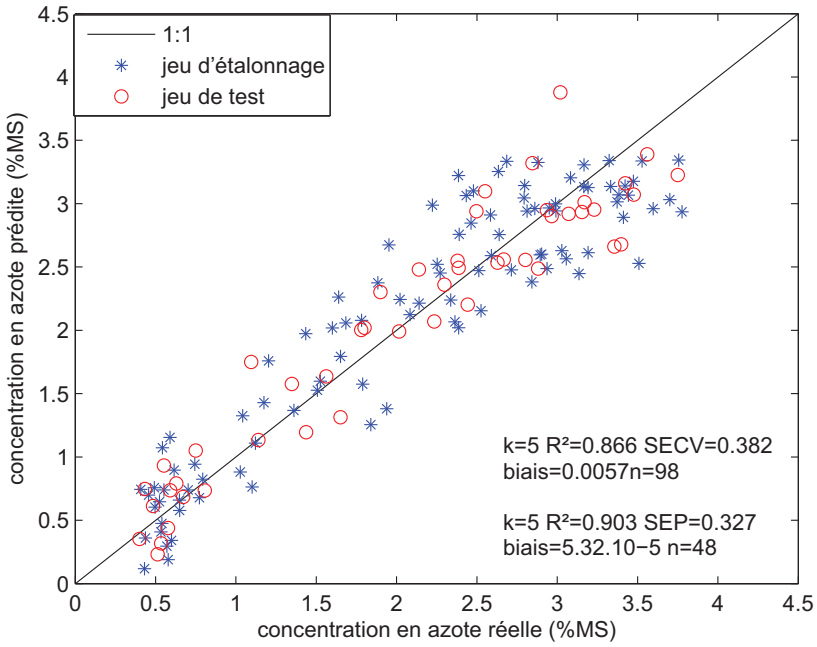


Figure 3.10: Résultats du modèle utilisant les spectres de feuilles isolées à plat obtenus avec la caméra.

Cette figure montre qu'il est possible d'étalonner un modèle entre concentration en azote et spectres de réflectance pure obtenus avec notre système de proxi-détection. Comparé au modèle ASD, ce modèle est de bonne qualité puisque le R^2 et l'erreur de prédiction sont du même ordre ($R^2 = 0.918$ et $SEP = 0.377$ pour le modèle ASD et $R^2 = 0.923$ et $SEP = 0.327$ pour le modèle caméra feuilles à plat). Ce modèle est plus simple que celui de l'ASD (5VL au lieu de 8VL). Cette complexité provient probablement du fait que le modèle ASD a été étalonné sur des spectres pris sur des échantillons de trois saisons de croissance (2005-2006, 2006-2007 et 2007-2008) alors que le modèle caméra feuilles à plat ne provient que d'une saison de mesure et de la diversité génétique plus grande dans le

cas de l'ASD.

Cette expérimentation avec feuilles isolées à plat, sur fond de caractéristiques connues (fond noir pour obtenir de la réflectance pure) a montré que la concentration en azote est accessible avec des spectres de réflectance pure obtenus avec notre système de mesure entre 400 et 1000 nm, avec une qualité de prédiction acceptable (du même ordre de grandeur que celle du modèle ASD de référence).

3.3.2.2 Accessibilité de l'azote sur des feuilles de plantes isolées

Efficacité du centrage des données pour pallier l'effet de la réflexion spéculaire

Au paragraphe 2.4.2, nous avons vu que la procédure de correction en réflectance entraînait un effet additif (dû à la réflexion spéculaire) et un effet multiplicatif (dû à la différence de niveau d'éclairement) sur la réflectance vraie des feuilles inclinées. Les paragraphes 2.5.2.1 et 2.5.2.2 ont préconisé une normalisation pour pallier l'effet multiplicatif et une dérivée première ou un centrage des données pour pallier l'effet additif. Nous allons vérifier ici sur un exemple l'efficacité du centrage des données pour pallier l'effet additif de la réflexion spéculaire.



(a) image (b) azote sans centrage des données (c) azote avec centrage des données

Figure 3.11: Illustration de l'intérêt du centrage des données : (a), image présentant de la réflexion spéculaire, (b), cartographie de l'azote prédit avec un modèle sans centrage des données, (c), cartographie de l'azote prédit avec un modèle avec centrage des données.

Considérons (figure 3.11) la zone de l'encadré rouge qui représente environ 3 cm^2. Cette feuille courbée subit de la réflexion spéculaire qui se caractérise visuellement par une couleur blanche sur l'image. Or, on fera l'hypothèse que sur cette petite surface, la concentration en azote est la même, et ce bien entendu, que la feuille subisse ou non de la réflexion spéculaire. Nous avons appliqué sur l'image 3.11(a) un modèle étalonné sans centrage des données (mais avec néanmoins normalisation pour tenir compte de l'effet de la variation d'éclairement)(figure 3.11(b)) et avec centrage des données (figure 3.11(c)). L'écart-type de la prédiction d'azote sur cette zone vaut 0,51 %N pour la figure 3.11(b) (sans centrage) et seulement 0,21 %N pour la figure 3.11(c) (avec centrage). Cette valeur numérique confirme que le centrage des données annule l'effet de la réflexion spéculaire sur les spectres en rendant semblables les spectres d'une même feuille subissant ou non de la réflexion spéculaire, l'écart-type résiduel pouvant être attribué à l'erreur de prédiction du modèle. De plus, la distribution spatiale non homogène sur l'image sans centrage, qui

correspond bien visuellement à la présence de réflexion spéculaire, confirme que l'écart type n'est pas dû à une variabilité aléatoire.

Plantes isolées cultivées en pot sous serre

L'utilisation de différents pré-traitements (dérivée première ou centrage des données ainsi que normalisation) a été étudiée sur le jeu de données des feuilles de plantes en pot cultivées sous serre. Le meilleur modèle a été obtenu avec la fonction SNV (normalisation et centrage) pour 6 VL. Les résultats sont présentés sur la figure 3.12. Le R^2 élevé (supérieur

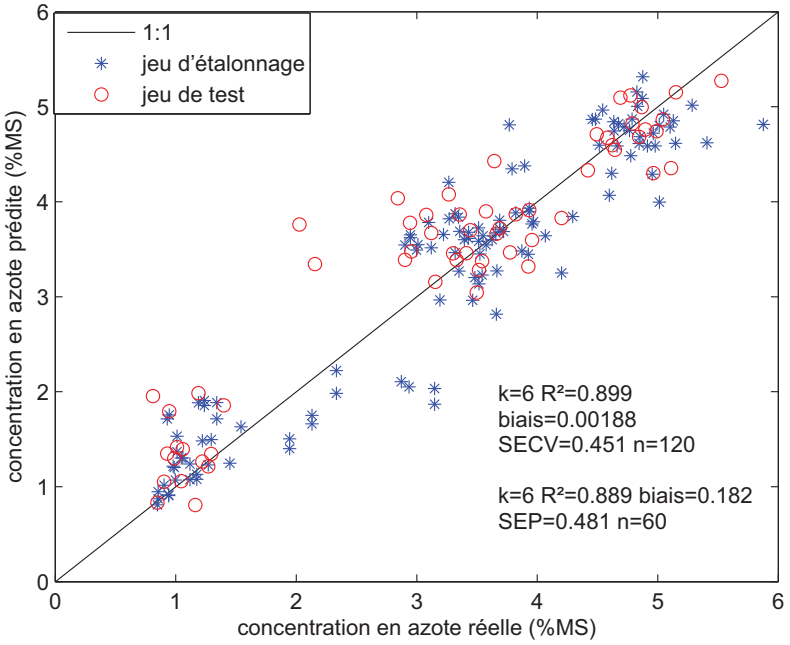


Figure 3.12: Résultats du modèle étalonné sur les feuilles de plantes en pot sous serre.

à 0,8) ainsi que l'aspect groupé des prédictions autour de la première bissectrice montre qu'il est possible d'étalonner un modèle : la concentration en azote est donc accessible à partir des spectres de réflectance de feuilles fraîches de plantes en conditions de culture sous serre. Toutefois, la qualité du modèle est inférieure à celle du modèle ASD : ramenée à la moyenne des échantillons, l'erreur de prédiction est de 14,94 % (contre 13,3% pour le modèle ASD réduit). Cependant, on peut voir sur la figure 3.12, que la distribution de la concentration en azote des échantillons n'est pas continue : certaines valeurs ne sont pas beaucoup représentées. Ainsi, les échantillons ayant des concentrations en azote entre 2 et 3 %MS ne sont pas très nombreux, tant dans le jeu d'étalonnage que dans le jeu de test. Ce sont eux qui ont l'erreur de prédiction la plus forte, laquelle se répercute sur l'erreur de prédiction totale. Il faudrait refaire un étalonnage avec une distribution de la concentration en azote plus uniforme pour vérifier si la qualité du modèle augmente.

Plantes isolées au champ

Comme précédemment, l'utilisation des pré-traitements dérivée première ou centrage des données ainsi que normalisation ont été étudiés sur le jeu de données feuilles au champ, en condition de plantes isolées. De manière identique à l'expérience précédente, le meilleur

modèle a été obtenu avec la fonction SNV (normalisation et centrage) pour 4VL. Les résultats sont présentés sur la figure 3.13. Le R^2 élevé (supérieur à 0,8) ainsi que l'aspect

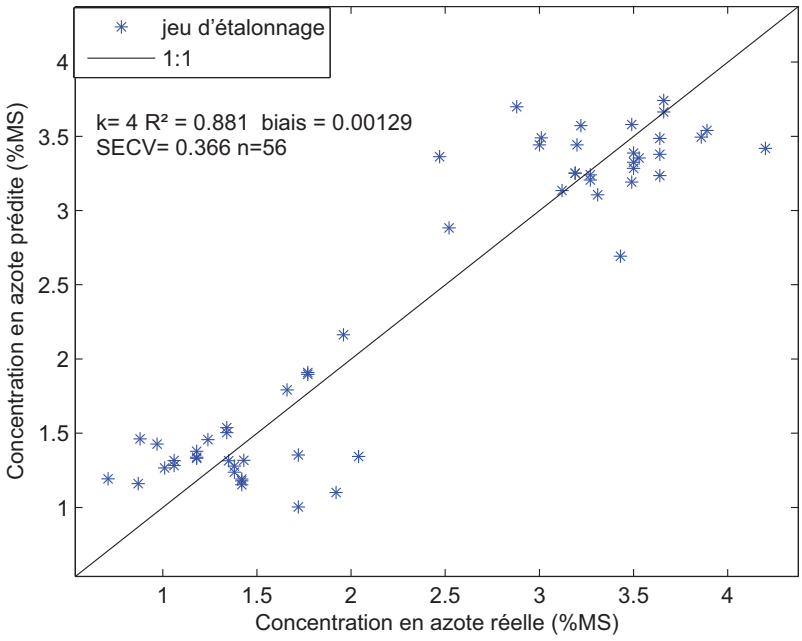


Figure 3.13: Résultats du modèle étalonné sur les feuilles au champ isolées.

groupé des prédictions autour de la première bissectrice montre, là-encore, qu'il est possible d'étalonner un modèle : la concentration en azote est également accessible à partir des spectres de réflectance de feuilles fraîches sur des plantes en conditions de culture au champ. Le modèle obtenu est de bonne qualité car l'erreur de prédiction est du même ordre de grandeur que celle obtenue avec le modèle ASD, même si le R^2 est plus faible. La robustesse du modèle n'a pas pu être testée du fait du faible nombre d'échantillons. Cependant, le faible nombre de variables latentes utilisées (comparé au modèle ASD ou au modèle plantes en pot) suggère que le jeu de données ne comprend pas beaucoup de complexité. Ramenée à la moyenne des échantillons, l'erreur de prédiction est de 15,45 %, ce qui est supérieur au modèle ASD.

Conclusion partielle

Dans cette partie, nous avons montré la pertinence et l'efficacité d'un centrage des données pour pallier l'effet additif dû à la réflexion spéculaire. Des modèles ont pu être étalonnés sur des spectres de feuilles en conditions de plantes isolées, en pot comme au champ. Pour chaque modèle, la qualité observée était bonne tout en étant, toutefois, inférieure à celle obtenue avec le modèle ASD. Pour chaque modèle également, le jeu de données était déficient en nombre d'échantillons et pour sa représentativité de la gamme des concentrations en azote. Cela vient de la difficulté d'obtenir, dans ce type de conditions expérimentales, des données de référence bien réparties. Au cours de la saison de croissance (en serre ou au champ), la concentration en azote du blé va, dans un premier temps, rester très stable pendant une période qui correspond à la formation du grain (division cellulaire principalement). Puis elle va chuter très rapidement avec la mise en place

de la sénescence qui correspond à la migration des réserves azotées de l'appareil végétatif vers le grain. Au cours de cette phase, il faudrait presque prendre une mesure tous les jours pour être sûr d'avoir un bon échantillonnage. Nos dates de mesure (commandées par la disponibilité du matériel, du personnel et la météo) n'ont pas cette représentativité.

Cette section a toutefois montré que la concentration en azote est accessible sur feuilles fraîches en conditions de plantes isolées et quelle que soit la technique de culture (en pot sous serre ou au champ). La qualité des modèles obtenus est inférieure à celle du modèle ASD mais cela peut provenir d'un défaut dans l'échantillonnage (en quantité et en représentativité). Cette étude demande donc du travail supplémentaire de confirmation mais est déjà prometteuse.

Robustesse des modèles

Afin d'évaluer la robustesse des modèles, le modèle étalonné sur les spectres de feuilles au champ, plantes isolées a été appliqué sur les spectres de feuilles de plantes en pot. Rappelons que ce modèle a été étalonné avec la fonction SNV comme pré-traitement et 4 VL. Les résultats sont présentés sur la figure 3.14. L'erreur de prédiction supérieure

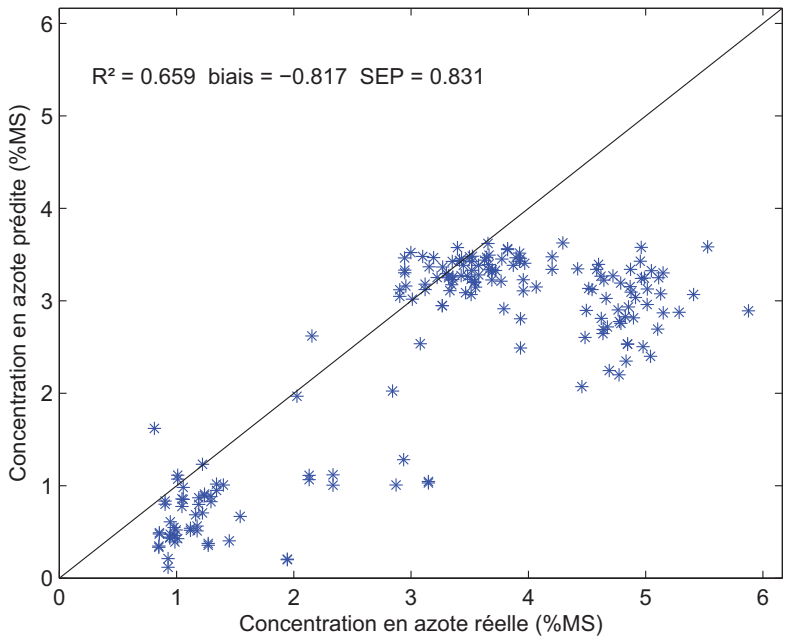


Figure 3.14: Application sur les feuilles de plantes en pot du modèle étalonné sur feuilles au champ, plantes isolées.

à 0,8 %MS montre que le modèle n'est pas robuste et qu'avec une seule expérience, l'apprentissage est insuffisant pour obtenir de bonnes prédictions sur une deuxième expérience indépendante. Il ne peut évidemment pas être comparé au modèle de référence, le modèle ASD. Cependant, le R^2 supérieur à 0,6 montre que ce modèle étalonné sur plantes au champ a tout de même su extraire une information cohérente sur l'azote présente sur les feuilles de plantes en pot : les prédictions sont faites dans le "bon sens", les échantillons présentant une faible concentration en azote (autour de 1 %MS) obtiennent une prédiction plus faible que ceux ayant une forte concentration en azote (entre 3 et

6 %MS). L'existence d'un biais important (-0,817) montre que les spectres des feuilles de plantes en pot traduisent l'information azote sous une forme différente de celle des spectres plantes au champ, cette différence venant perturber la prédiction de la concentration en azote. Par ailleurs, on constate une saturation du modèle à partir de 3 %MS : tous les échantillons ayant une concentration en azote supérieure à 3 %MS obtiennent une prédiction autour de 3 %MS. Il faut remarquer, toutefois que le jeu d'étalonnage ne comporte pas d'échantillons ayant une concentration supérieure à 4,2 %MS (rappel : le jeu de données des plantes au champ est compris entre 0,71 et 4,2 %MS avec une moyenne de 2,37 %MS et un écart-type de 1,07 %MS). Si l'on restreint le jeu de données plantes en pot aux échantillons ayant une concentration en azote similaire à celles du jeu de données plantes au champ (i.e. concentration en azote inférieure à 4 %MS), les résultats obtenus sont de meilleure qualité (figure 3.15). Le R^2 devient supérieur à 0,8. Le biais est réduit mais reste quand même conséquent (-0,383) : globalement, le modèle sous-estime encore la concentration en azote des feuilles de plantes en pot. Considérons à présent l'appli-

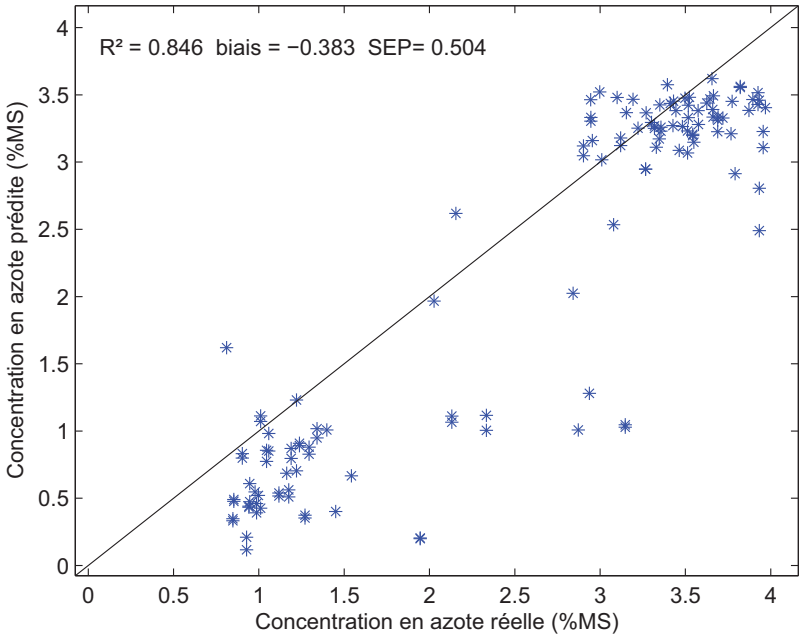


Figure 3.15: Application sur les feuilles de plantes en pot (de concentration en azote inférieure à 4 %MS) du modèle étalonné sur les feuilles de plantes au champ (en situtation de plantes isolées).

cation sur les plantes au champ du modèle étalonné sur plantes en pot (figure 3.16). Le modèle plantes au champ sous-estimant la concentration en azote des plantes en pot, on pourrait s'attendre à ce que le modèle plantes en pot sur-estime la concentration en azote des plantes au champ. Cependant, la situation n'apparaît pas symétrique, probablement du fait que les modèles ne sont pas comparables (pas le même nombre d'échantillons ni la même gamme de concentration en azote, pas le même nombre de variables latentes). Le R^2 est proche de 0,8, ce qui montre, une fois encore, que l'information sur la concentration en azote est prise en compte par le modèle. Le biais est relativement faible (0,0508) mais les résultats révèlent une pente différente de 1 entre les valeurs réelles et les valeurs prédites. Ces résultats montrent la cohérence de l'information relative à la concentration en azote car les prédictions ont des valeurs ordonnées. Cependant l'existence d'une dif-

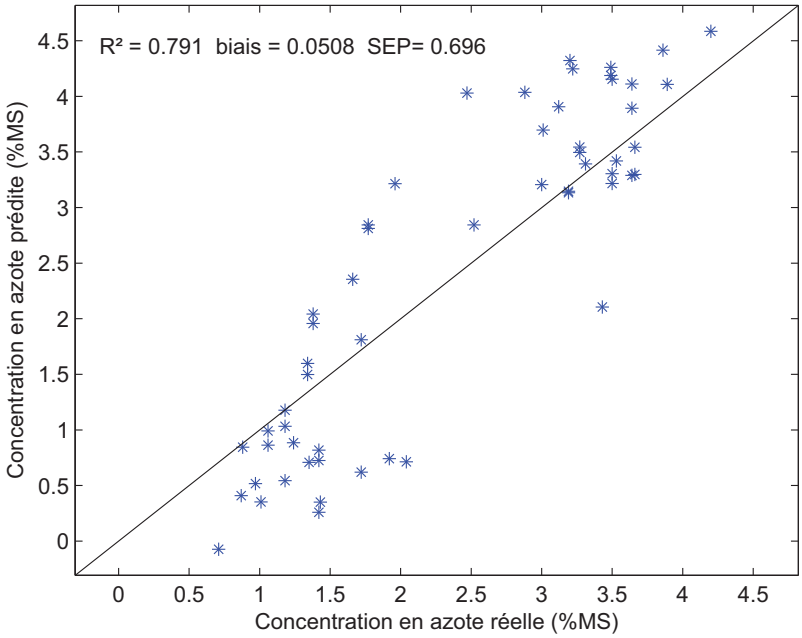


Figure 3.16: Application sur les feuilles de plantes au champ du modèle étalonné sur feuilles de plantes en pot.

férence entre spectres de plantes en pot et spectres de plantes au champ pour une même concentration en azote est confirmée, empêchant l'application dans un cas d'un modèle étalonné dans l'autre.

La figure 3.17 présente les résultats de l'étalonnage d'un modèle sur l'ensemble des données (jeux de données plantes en pot et plantes au champ rassemblés et divisés en un jeu d'étalonnage et un jeu de test). Le R^2 élevé (supérieur à 0,8) ainsi que l'aspect groupé des prédictions autour de la première bissectrice montre qu'il est possible d'étalonner sur des feuilles fraîches de plantes isolées un modèle intégrant diverses conditions de culture : l'information différente sur la concentration en azote présente dans les spectres des deux types est interprétée correctement. Si l'on compare les coefficients des différents modèles (tous obtenus avec le même pré-traitement mais pas le même nombre de VL) (figure 3.18), on constate que tous les modèles font appel grossièrement à certaines mêmes zones spectrales (650, 750 et 950 nm) ; les coefficients du modèle au champ sont plus lissés et plus simples du fait du plus petit nombre de VL (4 contre 6 pour les autres modèles). L'ensemble de ces résultats conforte l'hypothèse de l'accessibilité de la concentration en azote de feuilles fraîches sous réserve d'un jeu de données d'étalonnage suffisamment représentatif, i.e. incluant différents génotypes, différentes conditions de culture, plusieurs saisons de croissance, etc.

Relation chlorophylle/azote

L'application sur plantes au champ d'un modèle étalonné sur plantes en pot, et vice versa, a mis en évidence la différence de traduction de l'information azote dans les spectres des différents jeux de données. Nous avons cherché à savoir si cette différence était liée à la teneur en chlorophylle des échantillons. Nous avons donc inversé le modèle Prospect sur

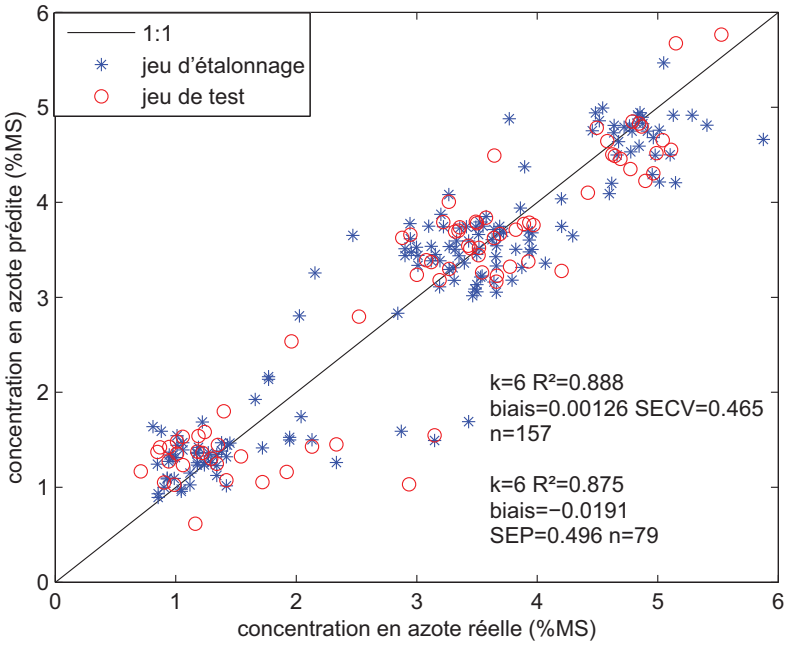


Figure 3.17: Résultats du modèle étalonné sur l'ensemble des données : les feuilles de plantes en pot et les feuilles au champ, plantes entières.

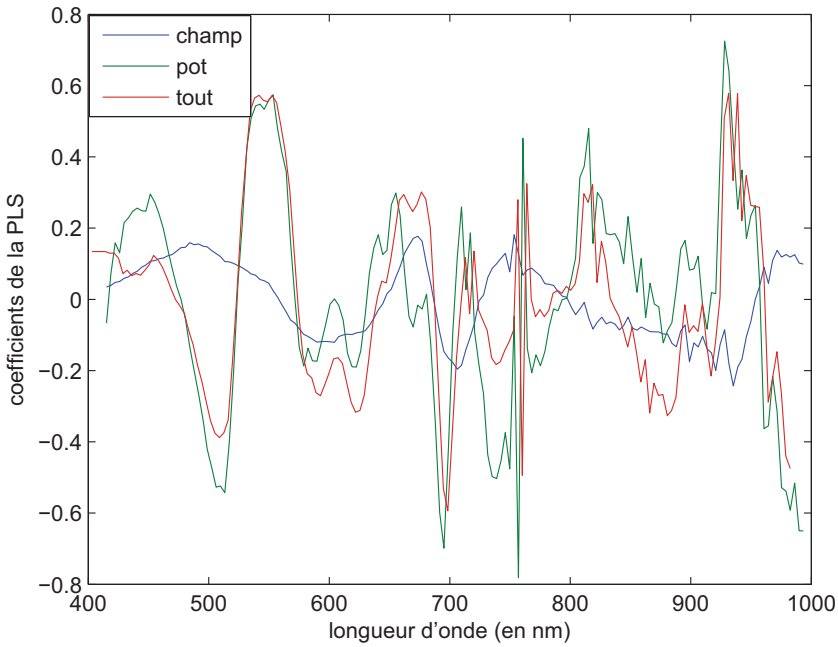


Figure 3.18: Comparaison des coefficients des modèles étalonnés sur plantes isolées, au champ, en pot ou avec l'ensemble des données.

les différents jeux de données (plantes en pots, plantes au champ mais aussi feuilles à plat) pour tenter d'évaluer la teneur en chlorophylle de chaque échantillon. La figure 3.19 présente l'erreur quadratique moyenne de l'inversion en pourcentage du spectre à inverser

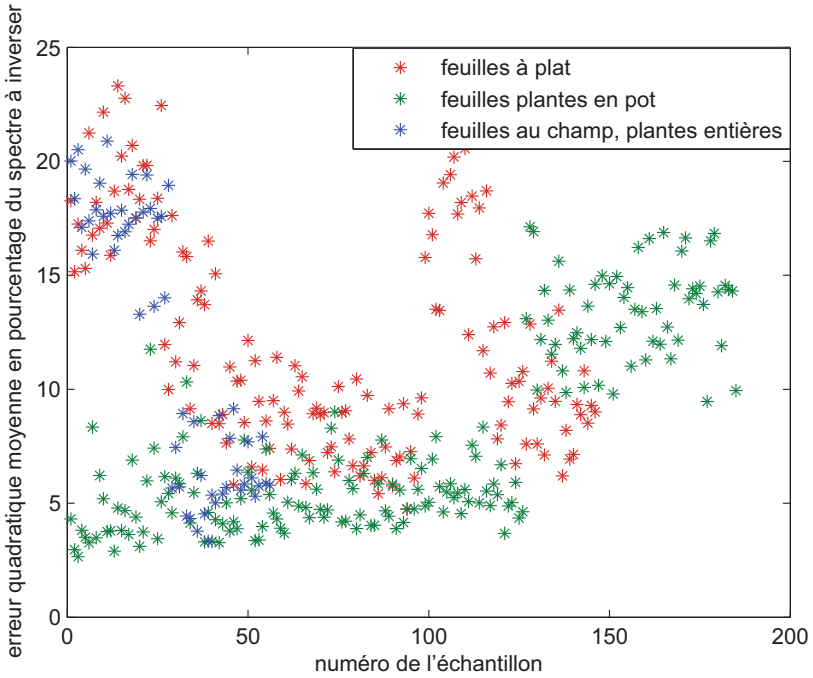


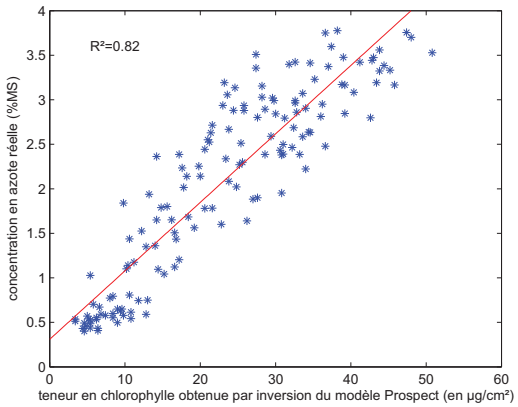
Figure 3.19: Erreur quadratique moyenne de l'inversion en pourcentage du spectre à inverser pour chaque échantillon des jeux de données plantes en pot, plantes au champ et feuilles à plat.

pour chaque échantillon (i.e. l'erreur entre le spectre à inverser et le spectre de la LUT qui lui a été affecté, erreur ramenée en pourcentage de la valeur moyenne du spectre à inverser). Elle montre que l'inversion de Prospect fonctionne moins bien sur des feuilles séchées (données feuilles à plat) ou sèches (à maturité) que sur des feuilles fraîches. Cependant, dans la suite, toutes les valeurs d'inversion ont été conservées. La figure 3.20 présente la concentration en azote réelle des échantillons en fonction de la teneur en chlorophylle retrouvée par inversion du modèle Prospect. Il est très difficile d'établir un lien simple entre la teneur en chlorophylle et la concentration en azote[4] : la relation peut être linéaire comme pour les données feuilles à plat et au champ (figures 3.20(a) et 3.20(c)) mais avec des pentes différentes ou alors totalement non linéaire comme pour les feuilles en pots (figure 3.20(b)). Si l'on regarde tous les échantillons ensemble (figure 3.21), il apparaît que la chlorophylle semble être un bon indicateur de la concentration en azote des feuilles jusqu'à la valeur de $40 \mu g/cm^2$ environ. Ensuite, la concentration en azote reste grossièrement la même quelle que soit la teneur en chlorophylle. Il apparaît ici que la chlorophylle n'était pas un bon indicateur du statut azoté de la feuille dans nos expérimentations.

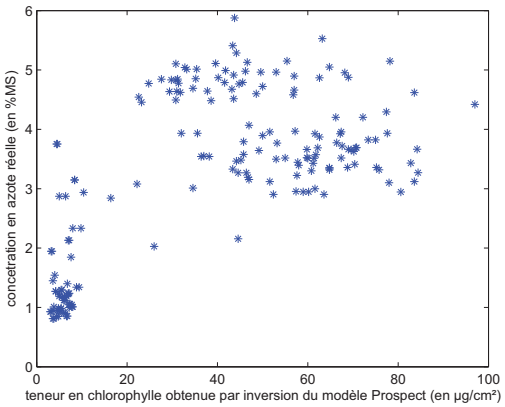
3.4 Conclusion du chapitre

Au cours de ce chapitre, nous nous sommes intéressés à l'accessibilité de la concentration en azote à partir de spectres de réflectance mesurés avec le système de proxi-détection

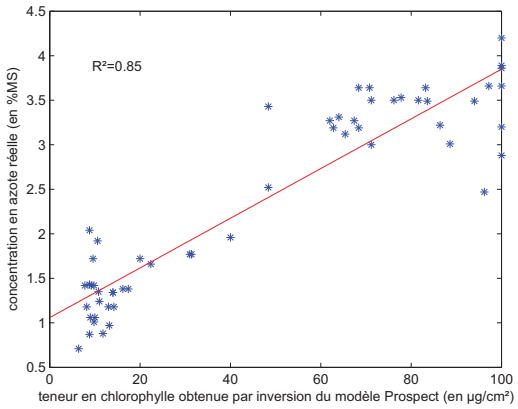
[4]D'autant que dans le cas présent, nous sommes contraints de comparer des concentrations (en unité de masse) issues d'analyse en laboratoire et des teneurs (en unité de surface) issues de Prospect.



(a) données feuilles à plat



(b) données plantes en pots



(c) données feuilles au champ, plantes isolées

Figure 3.20: Relation entre la concentration en azote réelle et la teneur en chlorophylle retrouvée par inversion du modèle Prospect : (a) pour les échantillons du jeu de données feuilles à plat, (b), pour les échantillons du jeu de données plantes en pot et (c) pour les échantillons du jeu de données feuilles au champ, plantes isolées.

décrit au chapitre précédent. Les différentes expérimentations menées et détaillées dans ce chapitre ont amené les conclusions suivantes :

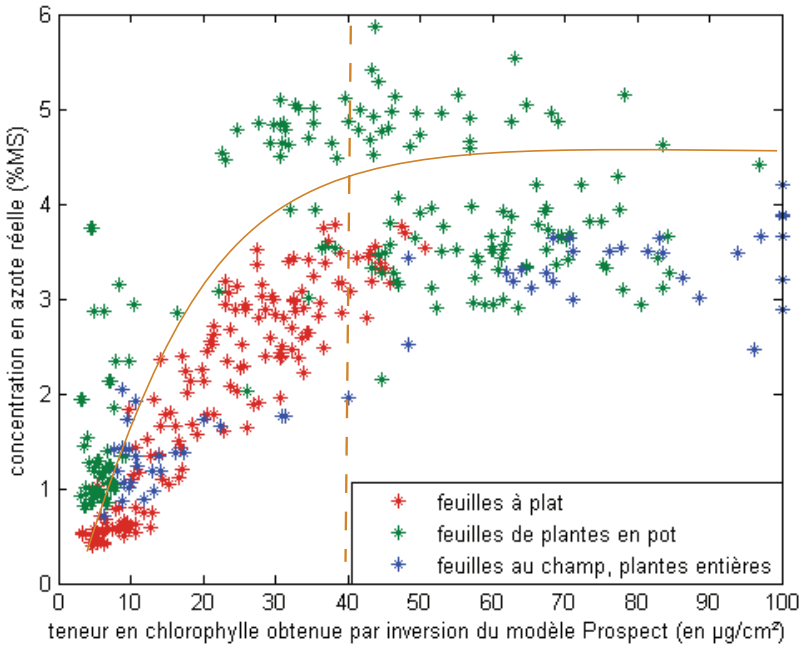


Figure 3.21: Relation entre la concentration en azote réelle et la teneur en chlorophylle retrouvée par inversion du modèle Prospect pour tous les échantillons regroupés.

- Un modèle a pu être étalonné entre la concentration en azote et les spectres de réflectance mesurés avec un spectromètre de terrain équipé d'une pince à feuille (entre 400 et 2500 nm). Ce modèle (publication en cours) a été jugé satisfaisant par ses utilisateurs car il permet la discrimination génotypique (i.e. l'erreur du modèle reste inférieure à la variabilité entre les génotypes).
- Cependant, nous avons montré que le signal enregistré par cette pince à feuille (avec un fond blanc) contenait une information sur la transmittance des échantillons et que, de ce fait, le modèle ne pouvait pas être appliqué sur des spectres de réflectance obtenus avec notre système de mesure (qui eux, ne contiennent pas cette information).
- Une expérience réalisée en conditions semi-contrôlées a ensuite montré l'accessibilité de l'azote avec des spectres de proxi-détection pour des échantillons de feuilles séchées et isolées à plat. La gamme spectrale 400-1000 nm a ainsi été validée.
- Nous avons montré la pertinence et l'efficacité d'un centrage des données pour pallier les effets de la réflexion spéculaire sur le signal enregistré par notre système de mesure.
- Différentes expérimentations ont montré l'accessibilité de la concentration en azote à partir de spectres de réflectance de feuilles fraîches de plantes sur pied, et ce, quelle que soit la technique de culture (en serre ou au champ). La validité de la gamme spectrale 400-1000 nm a ainsi été confirmée. Ces résultats prouvent la pertinence de la PLS qui est capable de s'affranchir des variations spectrales générées par les conditions de culture pour extraire l'information pertinente sur la concentration en azote.
- Un modèle a pu être étalonné en intégrant les différentes conditions de culture montrant l'intérêt de les mélanger lors de l'échantillonnage.
- Cependant, la qualité des modèles obtenus reste inférieure à celle du modèle ASD. Cela provient probablement d'un problème de représentativité de l'échantillonnage.

– Nous avons étudié la différence entre les jeux de données en nous intéressant à la teneur en chlorophylle des échantillons par inversion du modèle Prospect. Une relation claire chlorophylle-azote n'a pas pu être mise en évidence pour chacun des jeux de données. Cela confirme qu'il est préférable d'accéder à l'azote directement à partir des spectres de réflectance plutôt que de passer par l'intermédiaire de la chlorophylle.

En conclusion générale de ce chapitre, il apparaît que la concentration en azote est accessible à partir de spectres de réflectance, dans la gamme spectrale de 400 à 1000 nm, sur des feuilles fraîches de plantes isolées. La robustesse et la qualité des modèles doivent être améliorées : l'augmentation de la taille et de la représentativité de la base d'étalonnage nous apparaît aujourd'hui comme la piste à privilégier pour améliorer les paramètres de la modélisation chimiométrique. Sans complètement préjuger des résultats à venir, il nous semble que, sur la base de nos résultats, l'utilisation de modèles chimiométriques complexes sur un spectre complet permettra une estimation de la teneur en azote des feuilles en s'affranchissant de la mesure de la chlorophylle.

Chapitre 4

Étude de la densité de couvert sur la relation réflectance apparente-azote

Le chapitre précédent a montré l'existence d'une relation entre spectres de réflectance de feuilles et concentration en azote foliaire. Cette relation peut être exploitée par l'approche statistique de la PLS qui permet d'étalonner des modèles pour prédire la concentration en azote d'échantillons à partir de leurs spectres de réflectance. Dans le chapitre 2, nous avons pu identifier le phénomène de réflexion multiple et montrer que ce phénomène perturbait la réflectance apparente obtenue avec notre système de mesure. Nous allons maintenant étudier ce phénomène et voir dans quelle mesure il affecte la relation réflectance apparente-azote. Pour cela, nous allons travailler en premier lieu avec des spectres simulés puis avec des spectres réels obtenus au champ pour différentes configurations de mesure.

Sommaire

4.1 Introduction 94
4.2 Matériel et méthodes 94
4.2.1 Étude des réflexions secondaires avec des données simulées . . . 94
4.2.2 Modèle plantes au champ 95
4.3 Résultats et discussion 97
4.3.1 Étude des réflexions secondaires avec des données simulées . . . 97
4.3.2 Modèle plantes au champ 100
4.4 Conclusion du chapitre 104

4.1 Introduction

Le chapitre précédent a montré que la concentration en azote est accessible à partir de spectres de réflectance (400-1000 nm) de feuilles séchées isolées (découpées et imagées à plat) ou de feuilles fraîches de plantes isolées (en pot ou au champ). Il nous faut maintenant considérer le cas des plantes au champ en condition de densité classique soit environ $200 plants/m^2$. Nous l'avons vu au chapitre 2, la densité de couvert entraîne des réflexions multiples sur les feuilles. Nous avons modélisé son effet non linéaire sur la réflectance apparente de la manière suivante : $R_{app} = \alpha R^2 + (1 - \alpha)R$. L'objectif de ce chapitre est de voir en quoi cet effet non linéaire perturbe l'accessibilité de la concentration en azote à partir de spectres de réflectance. Pour cela, nous allons, dans un premier temps, utiliser des spectres simulés selon l'équation précédente. Nous identifierons l'effet des réflexions multiples sur la prédiction de la teneur en azote. Nous testerons ensuite la méthode de l'EPO pour retirer l'effet de ces réflexions multiples. Enfin, nous utiliserons des spectres réels, obtenus sur des plantes en condition de culture au champ.

4.2 Matériel et méthodes

4.2.1 Étude des réflexions secondaires avec des données simulées

Simulation de spectres subissant des réflexions multiples à partir de spectres de feuilles isolées

Cas 1
Pour étudier les effets des réflexions secondaires, nous avons utilisé des spectres simulés en utilisant la relation établie au paragraphe 2.4.2.2. Ainsi nous avons simulé des spectres de la forme $R^* = (1 - \alpha)R + \alpha R^2$ en faisant varier α entre 0 et 0,9 et en utilisant des spectres de feuilles isolées à plat pour les différentes valeurs de R.
Cas 2
En utilisant des spectres simulés ainsi : $R^* = (1 - \alpha)R + \alpha R^2$, nous faisons l'hypothèse simplificatrice que les réflectances des feuilles voisines sont semblables. Or, ce n'est pas forcément le cas. C'est pourquoi, afin d'étudier l'effet sur la relation réflectance-azote de valeurs de réflectance (et donc de concentration en azote) différentes entre les feuilles voisines, nous avons supposé $\alpha = 1$ et fait d'autres simulations de la forme $R^* = \alpha R_1 R_2$ où R_1 est la réflectance d'une feuille et R_2 la réflectance d'une autre feuille considérée comme sa voisine. Pour cette simulation, nous avons choisi quelques spectres de concentrations en azote très diverses. Les échantillons utilisés sont : l'échantillon 17 (0,65 %MS), l'échantillon 29 (1,36 %MS), l'échantillon 60 (2,59 %MS) et l'échantillon 85 (3,32 %MS).

Application d'un modèle ne prenant pas en compte les réflexions multiples sur ces spectres simulés

Un modèle ne prenant pas en compte les réflexions multiples a été appliqué sur ces spectres. Nous avons utilisé le jeu de données initial de feuilles isolées à plat (voir paragraphe 3.3.2.1). Contrairement à précédemment (pas de pré-traitement car les feuilles à plat ne subissent aucune perturbation), un modèle avec normalisation a été étalonné sur ces données : la normalisation a été introduite pour que le modèle soit applicable sur des feuilles inclinées (pour lesquelles la réflectance vraie n'est obtenue qu'à un facteur près

avec notre procédure de correction en réflectance). Ce modèle a ensuite été appliqué sur ces spectres simulés pour voir l'effet des concentrations en azote des feuilles voisines sur une feuille subissant des réflexions multiples.

Étalonnage d'un modèle chimiométrique directement sur les spectres simulés
Un modèle chimiométrique a également été étalonné directement sur les données simulées de la forme $R^* = (1-\alpha)R + \alpha R^2$ avec une normalisation comme pré-traitement.

Utilisation de la technique de l'EPO pour retirer l'effet des réflexions multiples sur les spectres
Nous avons considéré ensuite l'effet des réflexions multiples sur le signal comme une grandeur d'influence. Nous avons cherché à retirer l'effet de cette grandeur d'influence par l'utilisation de la méthode de l'EPO (paragraphe 2.5.2.3). Pour cela, nous avons réalisé une analyse en composantes principales (ACP) sur la matrice de la variance-intra engendrée par les différentes valeurs de α afin d'identifier le sous-espace vectoriel généré par les réflexions secondaires. L'ACP nous a permis d'identifier 4 composantes principales regroupant 99 % de la variabilité de la cette matrice. Puis nous avons réalisé une orthogonalisation par rapport au sous-espace défini par les 4 premières composantes principales. Un modèle chimiométrique a ensuite été étalonné sur ces données débarrassées de l'effet des réflexions multiples.

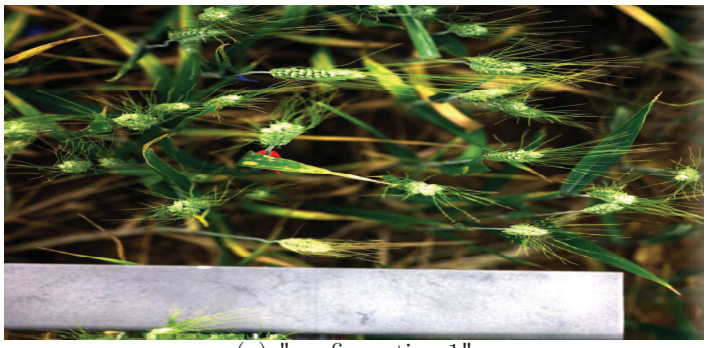
4.2.2 Modèle plantes au champ

Le but de cette expérimentation est d'étudier l'effet de conditions optiques de complexité croissante sur l'étalonnage d'un modèle chimiométrique. L'expérience consistait à étudier l'étalonnage d'un modèle sur des plantes entières, au champ, dans des situations de couvert correspondant à un gradient de densité : des plantes isolées aux plantes en situation de densité classique (soit environ 200 $plants/m^2$).

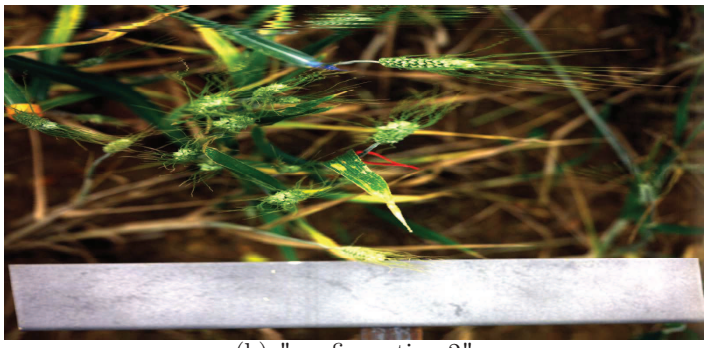
Étalonner un modèle suppose de pouvoir associer à une feuille, sa concentration en azote et son spectre de réflectance. Pour cela, il faut pouvoir identifier chaque feuille sur une image hyperspectrale pour lui attribuer son spectre moyen de réflectance. Identifier une feuille sur une image est difficile, surtout lorsque la densité de plantes augmente et que les feuilles sont masquées les unes par les autres. Nous avons donc adopté la méthodologie suivante :

- pour chaque microparcelle considérée, on bague les feuilles du bottillon considéré avec des plastiques de différentes couleurs et une première image est prise ("configuration 1" dans la suite),
- sur la deuxième image, on coupe tous les plants autour du bottillon bagué ("configuration 2" dans la suite),
- sur la troisième image, on coupe les brins du bottillon qui n'ont pas de bague ("configuration 3" dans la suite).

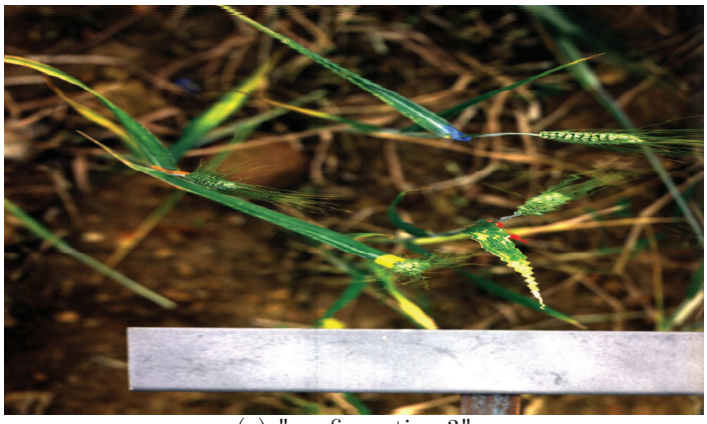
On obtient ainsi 3 images sur lesquelles il est possible de distinguer et d'identifier de manière croissante les feuilles d'intérêt (voir figure 4.1 pour un exemple des images obtenues). Une fois les images corrigées en réflectance, il est possible de dessiner des régions d'intérêt sur les feuilles baguées et de calculer leur spectre de réflectance moyen. Nous



(a) "configuration 1"



(b) "configuration 2"



(c) "configuration 3"

Figure 4.1: Exemples d'images obtenues pour la parcelle numéro 7 avec les trois configurations de mesure.

avons alors plusieurs spectres pour une même feuille, chacun des spectres étant caractéristique d'un état de densité du couvert différent. Les feuilles sont ensuite envoyées au laboratoire pour mesure destructive d'azote. Nous pouvons alors associer à une concentration en azote (correspondant à une feuille) plusieurs spectres de réflectance. Ce protocole a été répété 5 fois les 10, 20 et 28 mai ainsi que le 4 juin et le 1er juillet 2010 correspondant aux stades phénologiques floraison, 165 degrés-jours après floraison, 260 degrés-jours après floraison, 407 degrés-jours après floraison et maturité sur 3 parcelles à chaque fois, sur lesquelles étaient baguées 4 feuilles. Pour diverses raisons techniques, nous ne disposons à la fin de l'expérimentation que de spectres pour 49 feuilles au total. Les images ayant des densités de couvert différentes, nous avons cherché à étalonner des modèles pour chacune de ces densités. Les spectres ont été triés en fonction du numéro de

l'image (de "configuration 1" à "configuration 3"). Toutes les feuilles n'étant pas visibles à tous les degrés de densité du couvert, il n'y a pas le même nombre d'échantillons dans chaque lot : 19 spectres pour le lot 1, 42 pour le lot 2 et 56 pour le lot 3 (certaines feuilles ont été imagées 2 fois). Chaque modèle a été étalonné en cross-validation leave-one-out sans mettre de côté d'échantillons pour le test vu le nombre restreint d'échantillons dans chaque lot. Puis chaque modèle a été testé sur un lot différent pour voir l'effet de la densité du couvert.

4.3 Résultats et discussion

4.3.1 Étude des réflexions secondaires avec des données simulées

Application d'un modèle ne prenant pas en compte les réflexions multiples sur ces spectres simulés

Un modèle a été ré-étalonné sur les données feuilles à plat en introduisant une normalisation comme pré-traitement. Avec 5 VL, le modèle donne sur le jeu de test un R^2 de 0,907, un biais de -0,00813 et une SEP de 0,326 (Ce modèle n'est pas illustré ici). Les résultats de son application sur les spectres simulés subissant de la réflexion multiple sont présentés sur la figure 4.2. On constate une erreur de prédiction assez importante (0,528 %MS) soulignant que les spectres d'une même valeur d'azote n'ont pas tous la même prédiction. Les prédictions présentent également un biais conséquent (0,375 %MS) soulignant la surestimation de la concentration en azote de spectres subissant des réflexions multiples par un modèle ne les prenant pas en compte dans son jeu d'étalonnage.

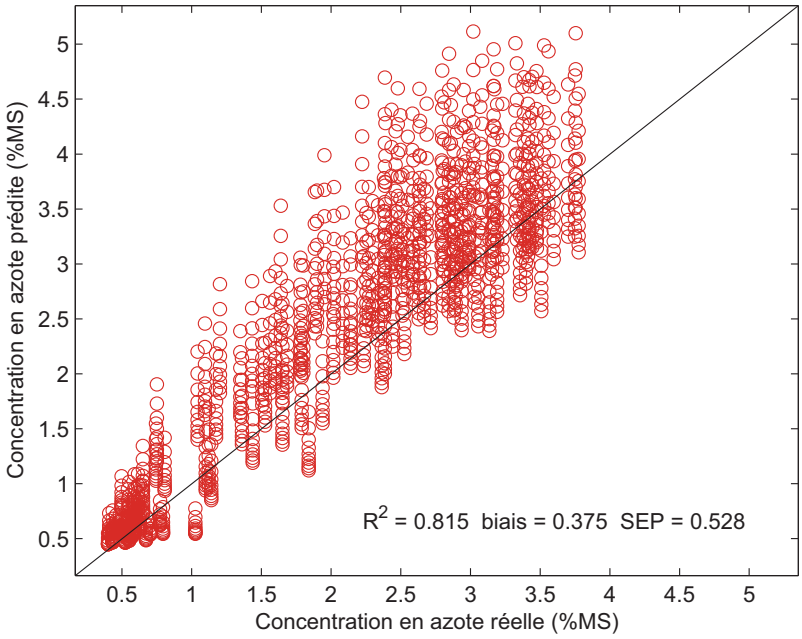


Figure 4.2: Résultats de l'application du modèle étalonné sur feuilles à plat (normalisation et 5 VL) sur les spectres simulés subissant des réflexions multiples.

Tableau 4.1: Résultats de la prédiction de la concentration en azote de spectres simulés subissant de la réflexion secondaire (multiplication des spectres entre eux) obtenue à partir d'un modèle étalonné sur des spectres ne subissant aucune réflexion secondaire (sur la diagonale , la concentration en azote réelle de l'échantillon considéré).

		n° de l'échantillon			
		17	29	60	85
n° de l'échantillon	17	*0,65*	1,86	2,89	3,14
	29		*1,36*	3,12	3,36
	60			*2,59*	3,98
	85				*3,32*

Le tableau 4.1 présente les résultats des prédictions de la concentration en azote sur des spectres subissant de la réflexion secondaire à partir d'un modèle étalonné sur des spectres n'en subissant pas (modèle sur feuilles à plat avec normalisation, 5 VL décrit plus haut). La valeur $1,86$ correspond, par exemple, à une réflexion secondaire entre les feuilles 17 et 29 et conduit à une surestimation de la concentration en azote de la feuille 17 de l'ordre de 1,21 %MS (1,86 au lieu de 0,65 %MS). On constate que quelle que soit la concentration en azote de l'échantillon avec lequel le spectre est mélangé, la prédiction de la concentration en azote d'un spectre subissant de la réflexion secondaire est toujours surestimée : la combinaison des échantillons 60 et 29 donne par exemple une prédiction d'azote de 3,12 %MS, ce qui est à la fois supérieur à la concentration de l'échantillon 29 mais également supérieur à la concentration de l'échantillon 60. Seule la combinaison d'échantillons aux concentrations en azote les plus extrêmes, n'entraîne pas cette surestimation systématique : la combinaison des échantillons 17 et 85 entraîne une prédiction de 3,14 %MS, ce qui est une surestimation pour l'échantillon 17 mais une légère sous-estimation pour l'échantillon 85. Or, cette sous-estimation est du même ordre de grandeur que l'erreur du modèle (0,326 %MS), elle n'est donc pas significative. Les réflexions secondaires entrainent globalement une sur-estimation de la concentration en azote des échantillons par la prise en compte de l'information contenue dans les spectres des feuilles voisines (même si la concentration en azote des feuilles voisines leur est inférieure).

Le modèle directement étalonné sur les spectres simulés (figure 4.3) et obtenu avec normalisation et 7 VL ne semble pas corriger les effets de la réflexion multiple aussi bien que ce que nous l'espérions : il ne prédit pas la même concentration en azote pour chacun des 10 spectres obtenus à partir d'un spectre initial. Il annule, toutefois, l'effet de surestimation globale (biais de 0,375 %MS) d'un modèle ne prenant pas en compte les réflexions multiples.

Utilisation de la technique de l'EPO pour retirer l'effet des réflexions multiples sur les spectres

Un modèle a été étalonné sur les données débarrassées de l'effet des réflexions multiples par la technique de l'EPO (figure 4.4). On constate sur ce graphique que l'EPO réduit la dispersion des prédictions pour un même échantillon (i.e. les points correspondant à une même valeur d'azote sont resserrés). Cependant, ce comportement n'est pas systématique, certains échantillons ont encore des prédictions très distinctes selon les valeurs d'alpha dans le jeu de test. C'est le cas de l'échantillon 1 qui a une valeur d'azote de

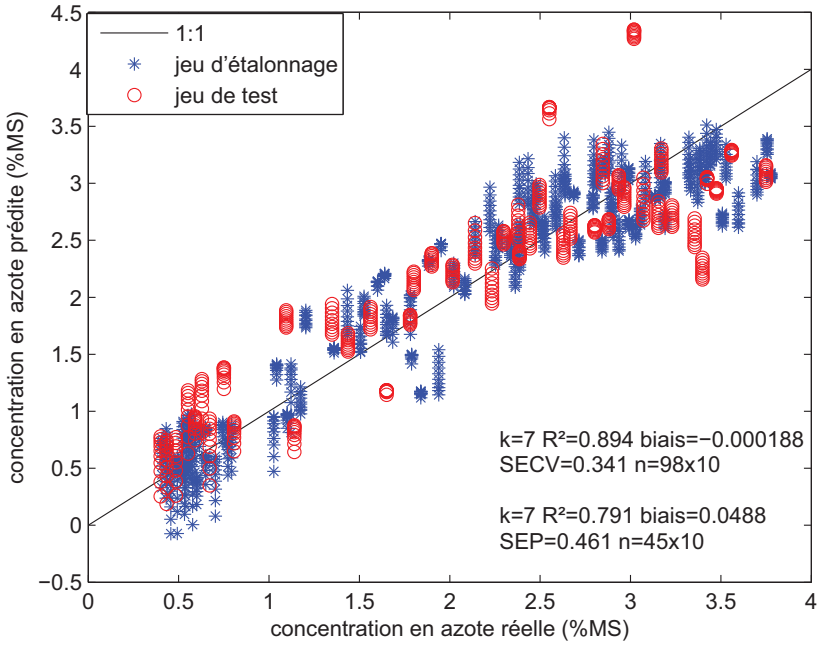


Figure 4.3: Résultats du modèle étalonné sur le jeu comprenant des spectres simulés.

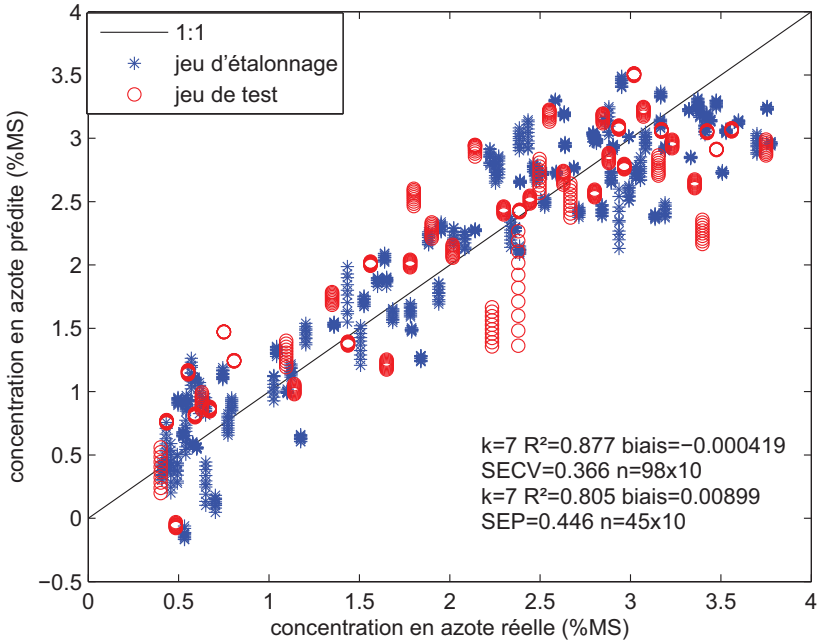


Figure 4.4: Résultats du modèle étalonné sur le jeu de données débarrassé de l'effet des réflexions multiples par la technique de l'EPO.

0,4 %MS et de l'échantillon 24 qui a une valeur d'azote de 2,38 %MS : leurs prédictions ne sont pas resserrées. Cela signifie que l'orthogonalisation de ces spectres n'a pas réussi à enlever l'effet des réflexions multiples. Autrement dit, la variabilité moyenne due aux

réflexions multiples présente dans le jeu d'étalonnage n'est pas la même que celle présente dans certains échantillons du jeu de test.

L'EPO est un outil efficace pour retirer l'effet de certaines grandeurs d'influence (voir paragraphe 2.5.2.3). En appliquant l'EPO sur des spectres subissant de la réflexion multiple (grandeur d'influence considérée), les spectres devraient être débarrassés de l'effet de celles-ci et être similaires à la projection de spectres ne subissant aucune réflexion multiple. Nous pouvons alors comparer les modèles étalonnés sur les spectres sans réflexion multiple (spectres initiaux avant simulation, i.e. spectres feuilles à plat) et les spectres simulés débarrassés de l'effet des réflexions multiples (figure 4.4). Rappelons que le modèle feuilles à plat a un R^2 de 0,907 et une erreur de prédiction de 0,326 %MS sur le jeu de test alors que le modèle étalonné sur spectres simulés débarrassés de l'effet des réflexions multiples (i.e. après EPO) a un R^2 de 0,805 et une erreur de prédiction de 0,446 %MS. Autrement dit, retirer l'effet des réflexions multiples enlève également une information sur l'azote : l'effet des réflexions multiples n'est donc pas totalement indépendant de l'information sur l'azote contenue dans le signal. De plus, le modèle étalonné sur les spectres débarrassés de l'effet des réflexions multiples (i.e. après EPO, figure 4.4) présente à peu près les mêmes caractéristiques de qualité (R^2 et SEP) que le modèle étalonné sur les spectres subissant l'effet des réflexions multiples (figure 4.3). Il n'y a donc pas de gain en terme de qualité du modèle à appliquer l'EPO sur les spectres.

En conclusion, les réflexions secondaires entraînent une modification des spectres de réflectance apparente (prenant en compte les spectres des feuilles voisines et donc leur concentration en azote) ce qui amène à une surestimation systématique de la concentration en azote des feuilles subissant des réflexions secondaires par un modèle ne prenant pas en compte ces réflexions multiples. Par ailleurs, l'utilisation de l'EPO n'est pas efficace pour pallier les effets des réflexions multiples car le sous-espace engendré par les réflexions multiples n'est pas totalement orthogonal au sous-espace comprenant l'information sur la concentration en azote (i.e. la différence des spectres avec ou sans réflexion multiple n'est pas indépendante de l'information azote). Par contre, l'introduction dans le jeu de données de spectres subissant des réflexions multiples (dans notre cas les spectres simulés) permet d'annuler cette surestimation systématique. Il est donc nécessaire d'inclure dans nos jeux de données des spectres de feuilles subissant des réflexions multiples.

4.3.2 Modèle plantes au champ

Un modèle a pu être étalonné sur chacun des jeux de données correspondant aux 3 configurations de mesure. Les caractéristiques de chaque modèle sont détaillées dans le tableau 4.2.

Tableau 4.2: Caractéristiques des modèles chimiométriques étalonnés sur les spectres de feuilles au champ (n, le nombre d'échantillons, k le nombre de variables latentes sélectionnées).

densité de feuillage	configuration de l'image	n	pré-traitements	k	R^2	SECV
++	1	19	SNV	8	0,852	0,391
+	2	42	SNV	6	0,826	0,415
-	3	56	SNV	4	0,881	0,366

La qualité des modèles n'est pas directement comparable car les jeux de données ne comportent pas le même nombre d'échantillons. On peut constater, cependant, que le R^2 élevé montre l'existence d'une relation entre les spectres de chacune des configurations et la concentration en azote. On peut donc penser que l'information sur la concentration en azote reste accessible même pour des spectres correspondant à une densité de couvert habituelle au champ. De plus, on remarque que le nombre de variables latentes utilisées croit en même temps que la densité (i.e. la densité croît de la configuration 3 vers la configuration 1). Il semblerait que la densité affecte le signal, le complexifie, impliquant la nécessité de variables latentes supplémentaires pour accéder à l'information sur la concentration en azote. Évidemment, il s'agit de résultats préliminaires qui demandent à être confirmés, le faible nombre d'échantillons dans chaque modèle ne nous permettant pas de conclure.

Chaque modèle a ensuite été testé sur les autres lots d'échantillons. Les résultats sont synthétisés dans les tableaux 4.3, 4.4 et 4.5.

Tableau 4.3: Valeurs de R^2 pour le test des modèles entre eux.

		modèle étalonné sur		
		1	2	3
testé sur	1	**0,972**	0,908	0,788
	2	0,802	**0,897**	0,781
	3	0,586	0,811	**0,918**

Tableau 4.4: Valeurs de SEP pour le test des modèles entre eux.

		modèle étalonné sur		
		1	2	3
testé sur	1	**0,198**	0,324	0,468
	2	0,472	**0,319**	0,468
	3	1,17	0,518	**0,304**

Tableau 4.5: Valeurs de biais pour le test des modèles entre eux.

		modèle étalonné sur		
		1	2	3
testé sur	1	$\mathbf{4,21.10^{-16}}$	$-0,303$	$0,09$
	2	$0,197$	$\mathbf{-8,46.10^{-17}}$	$0,12$
	3	$-0,21$	$-0,199$	$\mathbf{-1,07.10^{-16}}$

Les valeurs sur les diagonales sont évidemment de très bonne qualité puisqu'il s'agit de l'application du modèle sur lui-même. On constate que l'application de chaque modèle sur chacun des jeux de données donne des résultats corrects (R^2 supérieur ou égal à 0,78) sauf l'application sur les données de la configuration 3, du modèle étalonné sur les données de la configuration 1 (R^2=0,59).

Le modèle étalonné sur forte densité comporte 8 variables latentes, il est donc relativement complexe. Appliqué sur des données plus simples (plus faible densité) et contrairement à ce qu'on pourrait attendre, il donne des résultats de mauvaise qualité. Cela provient certainement du faible nombre d'échantillons de la configuration 1 (seulement 19). Le modèle complexe (8VL) et étalonné sur peu d'échantillons n'est donc pas robuste. Il ne peut donc pas être appliqué sur des spectres trop différents de ses spectres d'étalonnage, donc ne peut pas être appliqué sur les spectres de la configuration 3 (sans effet de densité, car les feuilles sont isolées).

L'application sur configuration complexe du modèle étalonné sur configuration simple ne donne pas non plus les résultats attendus. D'après les simulations de la section précédente, un modèle étalonné sur des spectres ne subissant pas de réflexions multiples et appliqué sur des spectres en subissant devrait donner des prédictions surestimant la concentration en azote réelle des échantillons. Cependant, l'application sur les spectres de configuration 1 du modèle étalonné sur configuration 3 ne surestime pas les concentrations en azote (biais de 0,09), seule l'erreur générale de prédiction augmente (SEP de 0,468 %MS) indiquant une plus grande dispersion des prédictions autour de la première bissectrice. Il semblerait que nous n'arrivions pas à mettre en évidence l'effet des réflexions multiples avec notre protocole d'expérimentation. En effet, au paragraphe 1.4.2.2, nous avons vu que pour que l'effet de l'environnement (et donc des réflexions multiples) soit visible sur un spectre, il faut que la feuille considérée ne subisse aucun éclairage direct et donc soit totalement à l'ombre de ses voisines. Or, une telle feuille est difficilement accessible avec notre système de mesure. Avec une visée au nadir, une feuille à l'ombre de ses voisines, donc nécessairement à des étages inférieurs de la plante, est peu visible. Les feuilles que nous avons échantillonnées avec nos protocoles de mesure sont des feuilles qui étaient bien visibles sur nos images et donc pour lesquelles l'effet des réflexions multiples est probablement masqué par l'éclairage direct. Comment expliquer alors la complexité croissante des modèles entre la configuration 3 et la configuration 1 ? Il s'agit peut-être d'un autre effet sur l'illumination : l'augmentation de la densité de plantes entraîne l'apparition d'ombres variables sur les feuilles et donc des spectres plus complexes. Nous avions évoqué au paragraphe 2.4.2.2 l'effet de l'ombre sur les spectres susceptible de modifier localement le spectre de l'éclairement.

Étudions les coefficients des différents modèles (figure 4.5) afin de voir l'effet de la densité de couvert (à défaut des réflexions multiples) sur la relation réflectance-azote.

On constate que pour chaque modèle, 4 bandes spectrales (plus ou moins larges) sont privilégiées : autour de 550, 675, 755 et 925 nm. Cependant, plus la densité de mesure augmente (de la configuration 3 à la configuration 1), plus les coefficients sont bruités. Il semblerait donc que la PLS soit capable d'aller chercher l'information relative à la concentration en azote quelle que soit la configuration de mesure et que cette information soit la même pour tous les spectres quelle que soit la configuration de mesure. La PLS est donc capable de s'affranchir du "bruit" dû à la densité de couvert en l'incorporant dans les coefficients du modèle afin d'extraire l'information utile sur la concentration en azote. Le "bruit" est toutefois incorporé dans les coefficients du modèle, ce qui, comme observé plus haut, pénalise sa capacité de généralisation. L'interprétation des bandes spectrales sélectionnées reste difficile, notons cependant que la bande spectrale à 550 nm est associée à l'absorption des anthocyanes (Merzlyak *et al.*, 2008) et que la bande spectrale de 675 nm

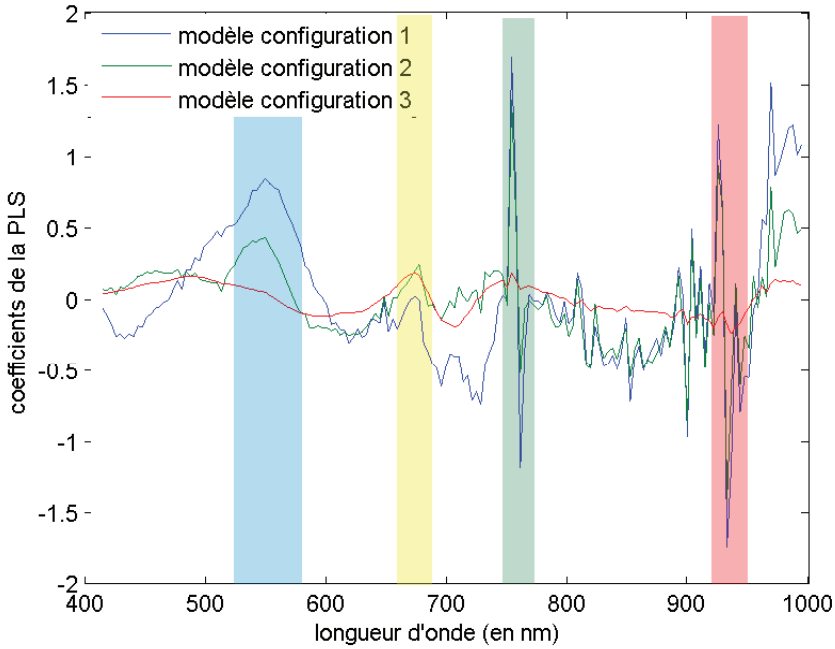


Figure 4.5: Comparaison des coefficients de la PLS pour les modèles étalonnés sur chacune des configurations de mesure.

est utilisée pour la mesure de la chlorophylle *a* associée à une protéine (Haardt et Maske, 1987). Notons que le "bruit" croissant entre la configuration 3 et la configuration 1 peut également provenir du nombre de données qui s'amenuise, rendant le modèle plus sensible aux particularités des quelques spectres seulement dont il dispose.

La figure 4.6 présente les résultats du modèle étalonné en cross-validation par bloc sur les données comprenant toutes les configurations de mesure (SNV comme pré-traitement). Le R^2 d'étalonnage vaut 0,851 montrant qu'il existe une relation réflectance-concentration en azote qui est accessible malgré le mélange des différentes configurations de mesure. L'erreur de cross-validation de 0,399 est acceptable, comparée aux autres modèles. Cependant, les résultats du test ($R^2 = 0,709$ et SEP=0,565) montrent qu'il existe une relation réflectance-azote ($R^2 > 0,7$) mais aussi que le modèle n'est pas robuste car l'erreur de prédiction croît grandement entre le jeu d'étalonnage et le jeu de test. Cela provient du faible nombre d'échantillons de l'expérience (n=81 pour l'étalonnage mais correspond en fait à seulement 32 feuilles mesurées dans plusieurs configurations, alors que le jeu de test comprend 42 spectres mais qui correspondent à seulement 17 feuilles mesurées dans plusieurs configurations). Ces résultats sont toutefois assez prometteurs car l'erreur du jeu d'étalonnage est comparable à celle d'autres modèles montrant que malgré la densité de plantation et les différentes conditions de mesure, la concentration en azote reste accessible dans des conditions satisfaisantes pour les objectifs fixés (phénotypage au champ). Ces travaux doivent donc être poursuivis mais constituent des premiers résultats encourageants.

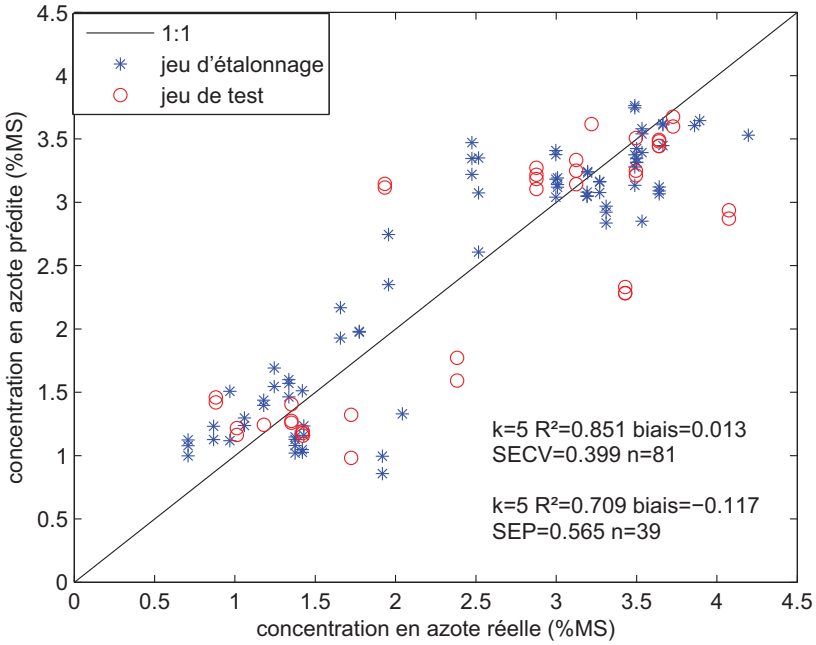


Figure 4.6: Résultats du modèle étalonné sur l'ensemble du jeu de données comprenant toutes les configurations de mesure.

4.4 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre nous avons travaillé, à la fois sur des données simulées et sur des données réelles. Ces simulations ont montré que les réflexions multiples entraînaient la prise en compte de l'information liée à la concentration en azote des feuilles voisines. Ainsi, la prédiction de la concentration en azote de feuilles subissant des réflexions secondaires est toujours sur-estimée par un modèle n'ayant pas pris en compte ces réflexions multiples.

Par ailleurs, les données simulées ont montré que la technique de l'EPO n'était pas efficace pour pallier les effets des réflexions secondaires, le sous-espace engendré par ces réflexions secondaires n'étant pas totalement orthogonal au sous-espace relié à la concentration en azote. L'application de l'EPO a permis d'augmenter la répétabilité des modèles (en rapprochant les prédictions d'un même échantillon sous diverses conditions (avec plus ou moins de réflexions multiples)) mais non de manière systématique. Par ailleurs, l'EPO diminue la justesse des modèles puisque l'application de l'EPO augmente légèrement l'erreur de prédiction des modèles. Elle ne permet donc pas de retrouver la qualité du modèle étalonné sans réflexions multiples (modèle feuilles à plat du chapitre précédent). L'application de l'EPO n'a donc pas été jugée pertinente pour pallier l'effet des réflexions multiples.

Nous avons alors utilisé une approche directe pour contrôler ces réflexions multiples en les intégrant directement dans la construction des coefficients de la PLS. En effet, nous avons vu que l'introduction de spectres de feuilles subissant des réflexions multiples au sein de la base d'étalonnage permet d'éviter la surestimation systématique des concen-

trations en azote des feuilles subissant des réflexions multiples.

Les expérimentations au champ ont permis d'étudier l'effet de la densité de couvert sur la relation réflectance apparente-azote. Ces expérimentations ont montré l'accessibilité de la concentration en azote quelle que soit la densité de couvert et la configuration de mesure. Les $R^2 > 0,8$ obtenus pour chacun des modèles étalonnés sur chacune des configurations ont montré l'existence d'une relation réflectance apparente-azote claire. De plus, l'étude des coefficients de la PLS de chacun des modèles a montré qu'à chaque fois, les mêmes bandes spectrales étaient sollicitées. Cela confirme que la PLS est capable de "s'affranchir" de l'effet de la densité de couvert pour extraire l'information sur la concentration en azote.

Par ailleurs, ces expérimentations ont également montré qu'il était difficile d'accéder, avec notre système de mesure, aux feuilles des étages inférieurs et donc aux feuilles les plus à l'ombre et susceptibles de subir des réflexions multiples. De ce fait, nos expérimentations n'ont pas pu mettre en évidence l'effet de sur-estimation de la concentration en azote due aux réflexions secondaires, effet identifié avec les données simulées dans la première section de ce chapitre.

En conclusion, ces premiers résultats sont encourageants et laissent présager la possibilité d'étalonner un modèle entre spectres de réflectance et concentration en azote, modèle qui prenne en compte l'effet des réflexions multiples. Ce modèle ne pourra bénéficier d'aucun pré-traitement linéaire pour pallier l'effet des réflexions multiples, les deux informations sur les réflexions multiples et la concentration en azote étant indissociable même avec l'EPO. La concentration en azote restant accessible quelle que soit la densité de plantation, le modèle devra donc s'appuyer sur un échantillonnage le plus exhaustif possible des différentes conditions de mesure, des degrés de réflexions multiples, etc.

Chapitre 5

Vers un outil opérationnel au champ

Cette thèse étudie le potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage. Une image hyperspectrale contient une information spatiale (sur la contiguïté des pixels par exemple) et une information spectrale (un spectre de réflectance). Cependant, jusqu'à présent nous avons considéré nos images hyperspectrales comme des mesures spectrométriques, puisque seul le spectre a été pris en compte dans le traitement des données par chimiométrie. Toutefois, c'est justement l'existence de ces deux types d'information qui rend les images hyperspectrales si riches. Dans l'optique de l'utilisation de l'imagerie hyperspectrale comme outil de phénotypage au champ, nous allons nous intéresser, à présent, aux différentes formes d'information que l'on peut extraire de l'aspect spatial des mesures. Nous verrons dans un premier temps, comment l'aspect spatial des images peut nous apporter une information sur la biomasse. Pour cela, nous utiliserons le NDVI et la vitesse de fermeture du couvert. Dans un deuxième temps, nous nous intéresserons à l'information supplémentaire qu'une image peut apporter, en lien avec la concentration en azote des feuilles étudiées dans les chapitres précédents.

Sommaire

5.1 Information spatiale et biomasse 108
5.1.1 Suivi du NDVI au cours du temps 108
5.1.2 Vitesse de fermeture du couvert 111
5.2 Information spatiale et concentration en azote 113
5.3 Conclusion du chapitre 117

5.1 Information spatiale et biomasse

5.1.1 Suivi du NDVI au cours du temps

À notre échelle de mesure, l'imagerie hyperspectrale apporte des milliers de pixels de végétation sur une même parcelle. Du fait de la grande résolution spatiale, les pixels de végétation et de sol peuvent être distingués et les pixels de végétation sont donc purs (à la différence de ceux obtenus par télédétection par exemple). Le grand nombre de pixels de végétation par image permet une meilleure représentativité de la parcelle. Pour illustrer cela, nous nous sommes intéressés au suivi du NDVI au cours du temps. Rappelons que le NDVI est un indice de végétation (paragraphe 1.3.1) généralement corrélé à la biomasse végétale (Bartholome, 1988; Peñuelas *et al.*, 1993), à la teneur en chlorophylle (Peñuelas *et al.*, 1993; Broge et Mortensen, 2002) et à l'indice de surface foliaire (LAI) (Yoder et Waring, 1994; Broge et Leblanc, 2001). Tout d'abord, le graphe de la figure 5.1, montre l'intérêt d'avoir un grand nombre de valeurs de NDVI pour faire la moyenne de la parcelle. On voit que, passé un certain seuil, la valeur moyenne calculée reste stable. Ce seuil est atteint aux alentours de 20 000 pixels (ou points de mesure), ce qui est possible avec une image mais qui serait techniquement très difficile voire impossible, d'obtenir en faisant des mesures avec un spectromètre de terrain.

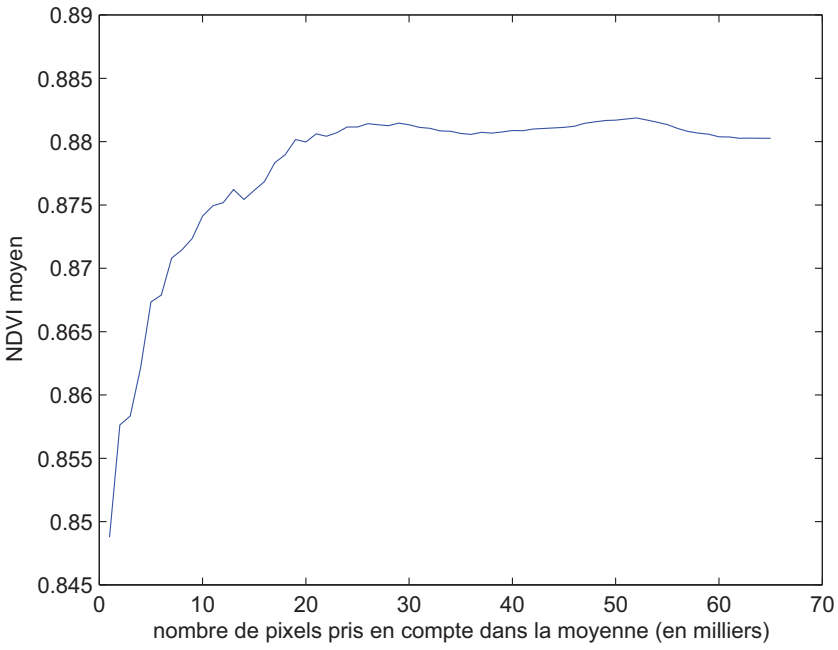


Figure 5.1: Moyenne du NDVI d'une microparcelle calculée sur un nombre croissant de pixels de l'image.

L'expérience précédente illustre le fait que la mesure moyenne du NDVI sur une image (donc une micro-parcelle) est représentative de l'ensemble de la parcelle. On peut donc se servir de cette mesure moyenne pour faire un suivi au cours du temps. Nous avons selectionné deux microparcelles pour chacun des 4 génotypes (Ixos, Lloyd, Neodur et Primadur), et utilisé les images correspondant à 5 stades de croissance (3 feuilles, tallage, montaison, épiaison et maturité) de la saison de croissance 2009. Nous avons calculé le

NDVI avec nos propres codes sous IDL (code matriciel du logiciel ENVI®) pour chaque pixel de ces 8 microparcelles, puis seuillé la valeur de NDVI pour ne sélectionner que les pixels de végétation. Nous avons alors calculé la valeur moyenne du NDVI pour chaque génotype à chaque stade en moyennant le NDVI de tous les pixels de végétation des deux microparcelles correspondantes. Il est à noter que pour le stade maturité, il était assez délicat d'affirmer pour certains pixels, s'il s'agissait de sol ou de végétation. Nous estimons donc l'erreur de notre segmentation entre 5 et 10 % des pixels de l'image à ce stade. Les résultats sont regroupés sur le graphe de la figure 5.2.

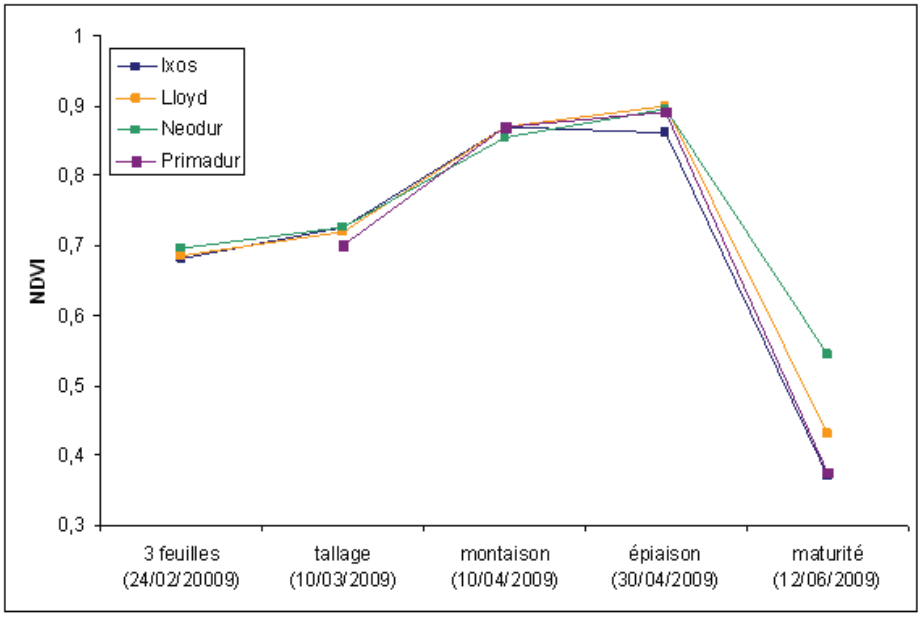


Figure 5.2: Suivi du NDVI au cours de la saison de croissance 2009 pour 4 génotypes.

Ce graphe ne peut pas servir d'indicateur pour la sélection génétique. En effet, on voit clairement que l'allure des courbes est la même pour tous les génotypes. Bien qu'un point soit manquant (l'image de Primadur au stade trois feuilles n'a pas pu être traitée car mal cadrée : la ligne de plants n'était pas complète), on constate que le NDVI augmente fortement pour tous les génotypes à partir du stade tallage et diminue très fortement au stade de maturité. Cependant, il semblerait que le génotype Neodur reste vert plus longtemps conduisant à une valeur de NDVI à maturité plus importante que pour les autres génotypes. Nous avons réalisé le même suivi sur les plantes en pot ayant poussé sous serre (N1 signifie avec apport azoté, N2, sans apport azoté). Les résultats sont présentés sur la figure 5.3.
Comme précédemment, tous les génotypes semblent avoir le même comportement. Afin de mieux comparer, la figure 5.4 superpose les courbes des figures 5.2 et 5.3. Il est à noter qu'il n'existe pas d'images au champ au stade 450 degrés-jours après floraison.
Nous l'avons vu au cours du premier chapitre (paragraphe 1.3.1), le NDVI est un indice de végétation qui a pu être corrélé à de nombreux paramètres : teneur en chlorophylle, biomasse, etc. Il s'appuie sur la différence de réflectance de la végétation dans le rouge et l'infra-rouge donc sur les réflexions multiples et a, pour cela, été largement utilisé pour estimer le LAI des couverts végétaux (Baret et Guyot, 1991; Wiegand *et al.*, 1992; Carlson et Ripley, 1997; Colombo *et al.*, 2003; Pontailler *et al.*, 2003; Smith *et al.*, 2008).

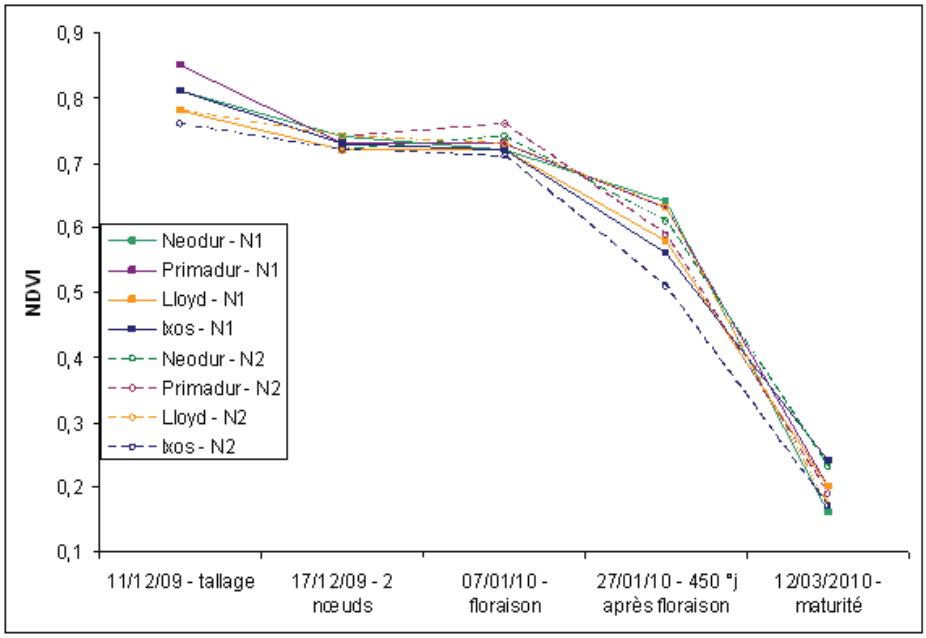


Figure 5.3: Suivi du NDVI au cours de la saison de croissance pour 4 génotypes cultivés en pot sous serre (N1 : avec apport azoté, N2 : sans apport azoté).

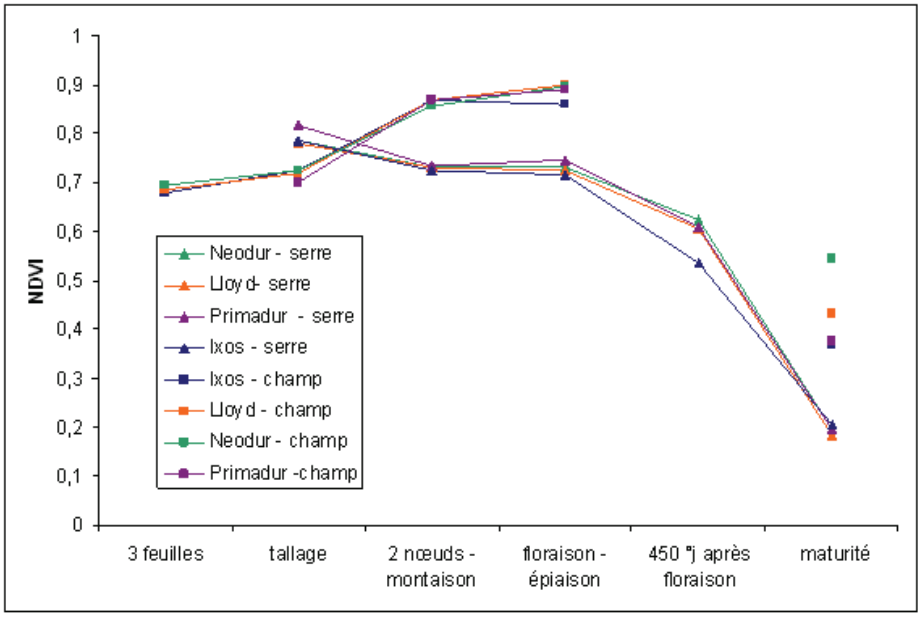


Figure 5.4: Comparaison du NDVI au cours du temps pour les plantes au champ et sous serre : une couleur par génotype, triangle pour plantes en serre et carré pour plantes au champ (NB : les points isolés sur la droite correspondent aux plantes au champ pour lesquelles il n'y a pas de valeurs à 450 °-jours après floraison, la courbe est donc discontinue).

Toutefois, il s'agit d'une utilisation sur des spectres mesurés à l'échelle du couvert pour lesquels :

– le signal comprend à la fois la végétation et le sol, du fait de la faible résolution spatiale et de l'angle de visée (un radiomètre portable à 1 m du sol, par exemple, effectue une mesure ponctuelle englobant le sol et la végétation indifféremment).

– un ensemble de feuilles d'un même couvert est pris en compte dans le signal mesuré (pour les mêmes raisons que précédemment).

Il est donc bien connu des chercheurs que le NDVI sera sensible à la couverture foliaire (en terme de LAI mais aussi de fraction de trou) et aux réflexions multiples au sein de ce couvert. Tucker *et al.* (1979) présentent dans leur article des courbes de suivi du NDVI au cours du temps pour des plants de maïs et de soja. Ces courbes en cloche permettent de distinguer 5 stades de développement : émergence de la végétation, développement de la couverture foliaire, couverture foliaire complète, début de la sénescence et maturité. Leurs mesures spectrales étant faites avec un spectro-radiomètre portable à environ 2 m de la canopée, le signal enregistré mélange des signaux de sol et de végétation. La valeur du NDVI calculée sur ces spectres comprend donc une information sur la fraction de couverture foliaire, expliquant que le NDVI croisse en début de saison (accroissement de la couverture foliaire) et décroisse en fin de saison (contraction des feuilles et défoliation).

Dans notre cas, il ne s'agit pas de la même échelle : bien que le signal soit mesuré au niveau du couvert (à 1 m de la végétation), la résolution spatiale est suffisamment élevée pour obtenir des pixels purs (i.e. soit de végétation, soit de sol). Nous n'avons d'ailleurs considéré que les pixels de végétation dans notre étude du NDVI. Nous avons démontré au chapitre 2 (paragraphe 2.4.2.2) que le signal enregistré par notre système de mesure était perturbé par des réflexions multiples sur les feuilles du couvert. Il semblerait donc que ce soit l'effet des réflexions multiples qui produise cette augmentation du NDVI au cours des premiers stades de croissance avec un profil comparable aux résultats de Tucker (1979). Ainsi, même à la résolution d'acquisition de nos images, nous pouvons considérer que le couvert végétal environnant la petite zone de végétation individuelle mesurée contribue à l'information disponible dans un pixel. En revanche, l'aspect en cloche du profil de NDVI n'est pas observé sur les plantes en pot pour lesquelles la disposition des feuilles (quasiment isolées les unes des autres) ne permet pas la réflexion multiple du rayonnement. Il serait intéressant d'étudier plus précisément le lien entre NDVI à notre échelle et réflexions multiples en cherchant à associer, par exemple, une valeur de NDVI en fonction des valeurs de différentes caractéristiques sur le port des plantes (érectophile, planophile, etc.) et sur le foisonnement des plantes (nombre de talles développées, etc.). À notre échelle, le NDVI pourrait alors constituer un bon indicateur du caractère foisonnant de la végétation.

5.1.2 Vitesse de fermeture du couvert

La vitesse de fermeture du couvert est un paramètre agronomique important. Elle est en lien avec l'activité photosynthétique de la plante (plus le couvert sera étendu et plus il y aura de feuilles pour capter l'énergie lumineuse solaire). De nombreux modèles écophysiologiques prédisent la biomasse ou le rendement en fonction du taux d'interception de l'illumination (Jamieson *et al.*, 1998; Brisson *et al.*, 1998). Ce dernier peut être estimé à partir du LAI ou par le taux de couverture du sol. De plus, afin de limiter la place disponible pour les mauvais herbes, les agriculteurs envisagent parfois de cultiver, sur la même parcelle, plusieurs espèces ayant des cycles différents. Il faut donc que leurs stades de croissance soient en décalage et il est nécessaire de connaître leur vitesse de croissance

et de couverture du sol pour trouver les plantes les plus appropriées.

Le fait de posséder une série d'images permet de calculer une vitesse de fermeture du couvert : il suffit de calculer le nombre de pixels de végétation sur une même aire au cours du temps. Pour cela, nous avons utilisé les images de la saison de croissance 2009 avec les mêmes stades que pour le NDVI. Sur chaque image, nous avons sélectionné les pixels de végétation en seuillant le NDVI et en procédant à une validation visuelle. Comme indiqué précédemment, cette méthode n'a pas pu être validée pour le stade maturité au mois de juin : nous avons donc choisi de ne représenter que les 4 stades pour lesquels la valeur est totalement fiable. Puisque la surface imagée était variable (délimitée seulement grossièrement par deux piquets), nous avons choisi de ne pas afficher un nombre de pixels mais un pourcentage : le pourcentage de pixels de végétation par rapport au nombre total de pixels. Les résultats sont présentés sur la figure 5.5. Puisqu'il s'agit des

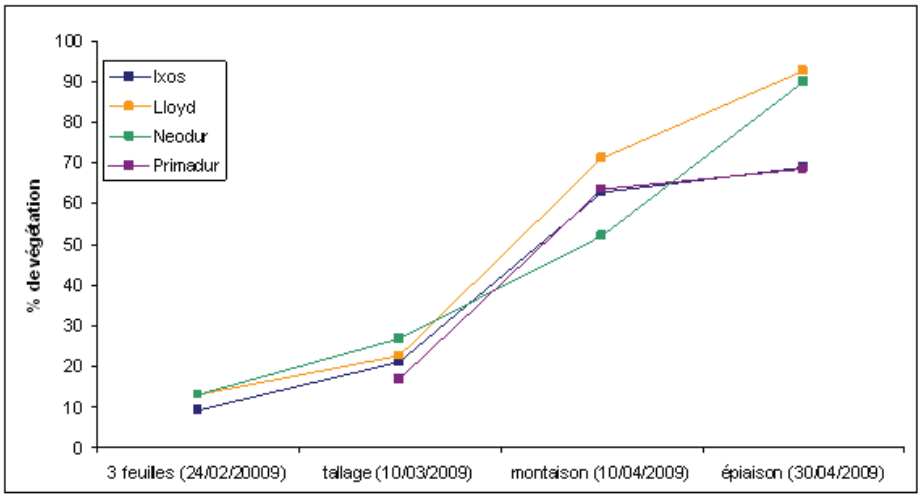


Figure 5.5: Suivi de la vitesse de fermeture du couvert au cours de la saison de croissance 2009 pour 4 génotypes de blé dur.

mêmes images que dans le paragraphe 5.1.1, un point est toujours manquant : Primadur au stade trois feuilles. À la différence du suivi du NDVI, ces courbes présentent des allures différentes pour chaque génotype et pourraient donc servir comme indicateur pour la sélection génétique. On peut voir qu'à un même stade - par exemple la montaison - Lloyd semble avoir un couvert plus fermé que les autres génotypes. Si l'on s'intéresse au stade épiaison, Neodur semble avoir rattrapé son retard alors que la différence entre Lloyd et Primadur s'accentue. En termes de vitesse de fermeture du couvert, Lloyd et Primadur peuvent être considérés comme des génotypes extrêmes. À l'inverse, Primadur et Ixos ont un comportement tout à fait similaire.

Les informations fournies par notre système de mesure peuvent être complétées facilement par la mesure du GAI (Green Area Index) qui mesure la surface des organes verts de la plante par unité de surface de sol. Cette mesure peut se faire grâce à des photographies couleur prises au dessus du champ avec un angle de visée de $57,5^\circ$ (Baret *et al.*, 2010). Le traitement de l'image couleur est assez rapide (environ 2 minutes) et permet d'obtenir la valeur de GAI à 12 % près. Cette méthode n'est cependant valable que pour les stades "verts" de la plante, c'est-à-dire avant floraison, car elle ne permet pas de distinguer le

sol de la végétation sèche. Un support pour appareil photo a été rajouté sur la rampe du prototype Garicc, permettant la prise d'une image au-dessus de chaque micro-parcelle avec un angle de $57,5^{\circ}$. Cet équipement sera testé sur la prochaine campagne de mesure.

5.2 Information spatiale et concentration en azote

Puisque le système de mesure a pour vocation de servir d'outil de phénotypage, nous avons cherché à exploiter l'information spatiale en lien avec l'information sur la concentration en azote obtenue dans les chapitres précédents. Pour cela, nous avons sélectionné le modèle "plantes isolées" qui présentait les résultats les plus cohérents au champ. En effet, le modèle "feuilles à plat" ayant été étalonné sur des feuilles sèches, il laissait présager de mauvais résultats sur des feuilles fraîches sur pied (hypothèse confirmée par des essais préliminaires où le modèle montre une surestimation systématique de la concentration en azote des feuilles au champ). On aurait pu penser que le modèle "plantes au champ" devrait être sélectionné car le plus proche des conditions de l'image à tester mais sa difficulté d'échantillonnage ayant conduit à un faible jeu de données (seulement 49 feuilles distinctes), il est considéré comme pas assez robuste (son application comme essai préliminaire sur une image au champ a conduit à une sous-estimation de la concentration en azote des feuilles de l'image). C'est donc le modèle "plantes isolées" qui a été choisi pour la réalisation de cartographies d'azote. Évidemment, ce modèle n'est pas optimal puisqu'il ne prend pas en compte l'effet des réflexions multiples et peut donc conduire à une surestimation de la concentration en azote des feuilles subissant des réflexions multiples (généralement celles au centre de la ligne de plantation, là où la densité est plus importante). En tenant compte de ces inconvénients, nous souhaitons ici illustrer l'intérêt des aspects spatiaux, indépendamment de l'exactitude de la prédiction de la concentration en azote (les résultats restent toutefois cohérents avec les stades phénologiques observés).

Nous avons appliqué le modèle "plantes isolées" sur diverses images de la campagne 2009 : images des 10 mars, 10 et 30 avril et 12 juin 2009 correspondant respectivement aux stades tallage, montaison, épiaison et maturité. Le NDVI a été calculé sur chaque image et un seuillage a permis de ne sélectionner que les pixels de végétation sur lesquels appliquer le modèle. La validation de cette sélection s'est faite visuellement pour les trois premiers stades (cf. paragraphe 5.1.2).

Nous ne détenons pas de vérité terrain pour l'ensemble des pixels des images pour valider nos prédictions. Notons, cependant, que la gamme de concentrations en azote prédite correspond à celle attendue par les spécialistes à chacun des stades étudiés. Nous disposons, pour chaque image, de la prédiction moyenne faite avec la pince à feuille et le modèle ASD de l'INRA, sur quelques feuilles des niveaux supérieurs de la parcelle ; ainsi que de la valeur réelle obtenue par destruction du bottillon. Les valeurs moyennes de ces 3 techniques (ASD, caméra, mesure en laboratoire) ne sont, toutefois, pas comparables car elles ne prennent pas en compte les mêmes organes : feuilles supérieures pour l'ASD, plusieurs étages foliaires + tiges pour la caméra et ensemble de la plante pour le bottillon.

Mais plus que les valeurs moyennes ce sont les statistiques de distribution qui peuvent apporter de l'information. En effet, l'écart-type permet de savoir si le "comportement azoté" est homogène entre les organes. Ainsi, prenons l'exemple du génotype Neodur.

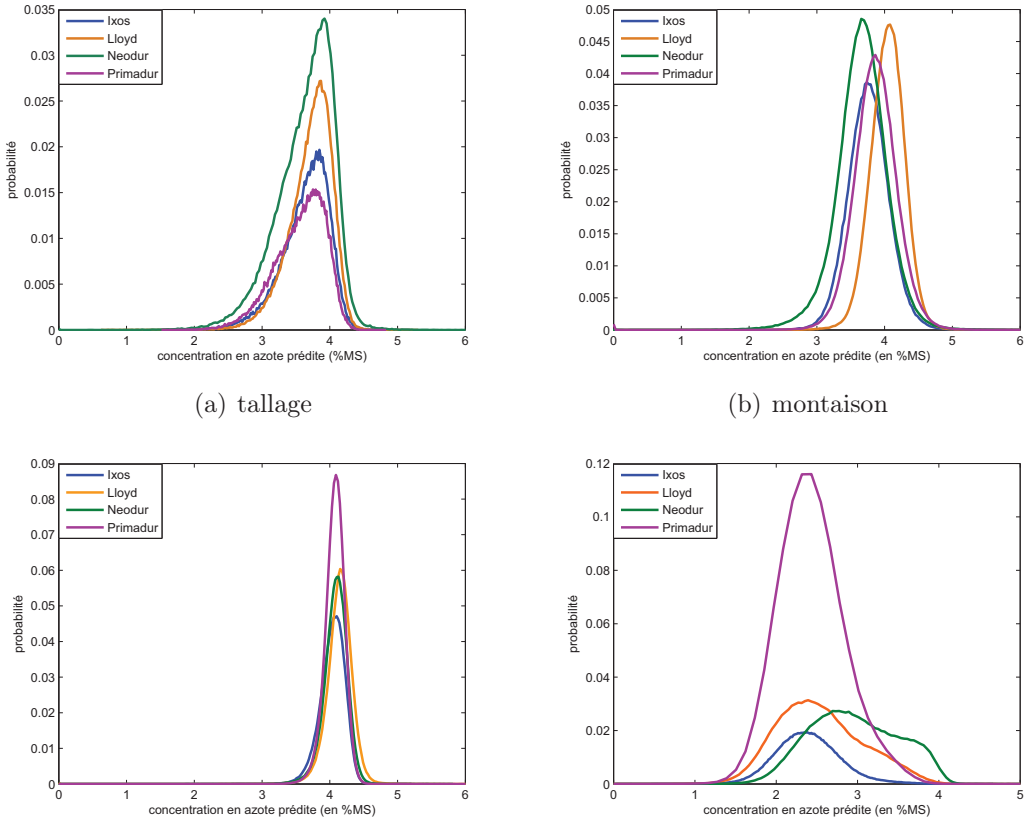
L'écart-type observé au cours des différents stades vaut 0,42 pour le tallage, 0,40 pour la montaison, 0,18 pour la floraison et 0,54 pour la maturité. On constate que pour les stades de croissance que sont le tallage et la montaison, l'écart-type est important montrant que les feuilles n'ont pas toute la même valeur. En effet, les feuilles sont plus ou moins récentes et la plante, encore en croissance, se remplit progressivement d'azote. Arrivée à la floraison, la plante a fini de croître, sa biomasse est stable et son statut azoté aussi : l'écart-type de la concentration en azote sur la parcelle est plus faible montrant que toutes les feuilles ont atteint grossièrement le même niveau d'azote. Au contraire, au moment de la maturité, tous les organes ont des comportements différents : les feuilles perdent leur azote au profit des épis. De plus, la sénescence est progressive : elle n'atteint pas toutes les feuilles en même temps et part de l'extrémité de la feuille vers la tige (Bertheloot *et al.*, 2008).

Il est également possible de tracer des histogrammes de distribution des concentrations en azote pour comparer les génotypes entre eux. La figure 5.6 présente les histogrammes de distribution des 4 génotypes pré-cités au 10/03/2009, 10/04/2009, 30/04/2009 et 12/06/2009 correspondant respectivement aux stades tallage, montaison, épiaison et maturité. En réalité, il ne s'agit pas exactement de la maturité puisque tous les génotypes ne sont pas à maturité en même temps : à une date donnée, les génotypes sont proches de la maturité, nous parlerons de "floraison + xx degrés-jours" (la valeur "xx" varie en fonction du génotype puisque la date de floraison elle-même est fonction du génotype).

La première constatation que l'on peut faire concerne la forme de ces histogrammes. Les courbes, plutôt resserrées dans les trois premiers stades, montrent un élargissement après la floraison. En ce qui concerne la dernière date, si pour Ixos, Lloyd et Primadur la distribution ne présente qu'un seul mode de type gaussien, la courbe de Neodur laisse supposer deux modes : le premier centré sur 2,7 %MS et le deuxième sur 3,7 %MS. On peut penser que la sénescence des feuilles est plus tardive et que l'azote n'est que tardivement remobilisé. Cette hypothèse est renforcée par la figure 5.2 qui montre que le génotype Neodur est aussi celui qui présente la plus forte valeur de NDVI au stade maturité, soulignant que certaines feuilles sont encore en partie vertes à ce stade (et donc pas encore réellement au stade maturité).

Après avoir exploité les statistiques sur la concentration en azote, il est possible également d'observer les cartographies obtenues soit en comparant des dates, soit des génotypes. Considérons la figure 5.8 qui compare les cartographies pour le génotype Lloyd au cours du temps. Pour se repérer, les images couleur sont présentées sur la figure 5.7.

Cette comparaison, illustrée avec la même échelle de couleurs pour tous les stades, permet de visualiser facilement l'évolution de la concentration en azote dans les strates supérieures des plants de blé. On voit le passage du jaune (environ 3,5 %MS) à l'orange (environ 4 %MS) puis le retour au bleu (environ 2 %MS) après remplissage du grain. On constate également une forte hétérogénéïté spatiale pour les images 5.8(a), 5.8(c) et 5.8(d). En ce qui concerne l'image 5.8(d), l'interprétation est aisée. On voit facilement, lorsque l'on regarde l'image en couleurs correspondante (5.7(d)) que certaines feuilles ou parties de feuilles sont encore vertes et donnent une prédiction de la concentration en azote plus haute que sur le reste de l'image (couleur jaune au lieu du bleu dominant). Pour les autres stades, l'interprétation est plus délicate, notamment au stade montaison. La carte de prédiction révèle une concentration en azote plus importante au centre. Le



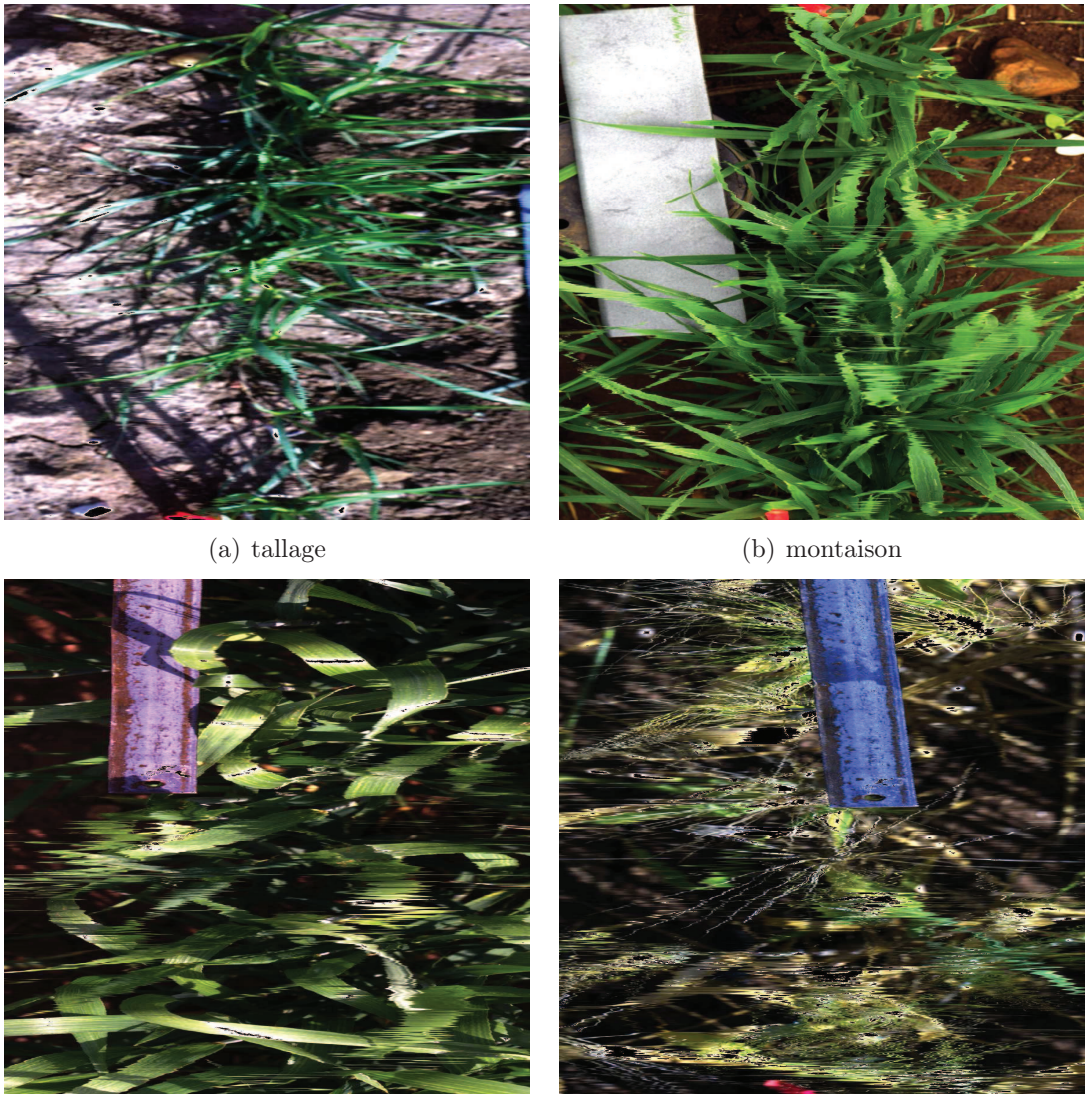
(a) tallage (b) montaison

(c) épiaison (d) floraison + xx degrés-jours

Figure 5.6: Histogrammes de distribution des concentrations en azote pour les 4 génotypes aux 4 stades de croissance.

modèle utilisé ne prenant pas en compte les réflexions multiples, il peut s'agir d'une surestimation de la concentration en azote de feuilles subissant de la réflexion multiple (comme identifié au paragraphe 4.3.1). Il peut également s'agir de la réelle distribution spatiale de l'azote au sein des plantes. Aucune donnée de cette précision (en terme de résolution spatiale) n'ayant encore été produite, il n'existe pas de point de comparaison et les généticiens eux-mêmes n'ont pas de certitude là-dessus. Sous réserve d'avoir un modèle plus robuste (supprimant les incertitudes sur les réflexions multiples), ces images constituent donc un apport non négligeable pour le suivi des variétés. La distribution spatiale de la concentration en azote pourra être suivie au cours du temps et comparée entre les génotypes. Le suivi dynamique pourra être réalisé non seulement à l'échelle de la variété mais également à l'échelle de l'organe ou de l'étage foliaire, ce qui permettra de mieux comprendre les phénomènes de stockage/remobilisation de l'azote par chacune des variétés.

Considérons à présent les 4 génotypes à un même stade de croissance, par exemple la montaison. De même que précédemment, les cartographies sont présentées sur la figure 5.10 alors que les images en couleurs sont présentées sur la figure 5.9. En terme de valeur moyenne sur la parcelle, Lloyd est le génotype ayant la plus haute valeur de concentration en azote à ce stade (4,05 %MS contre 3,67 à 3,88 %MS pour les autres génotypes).

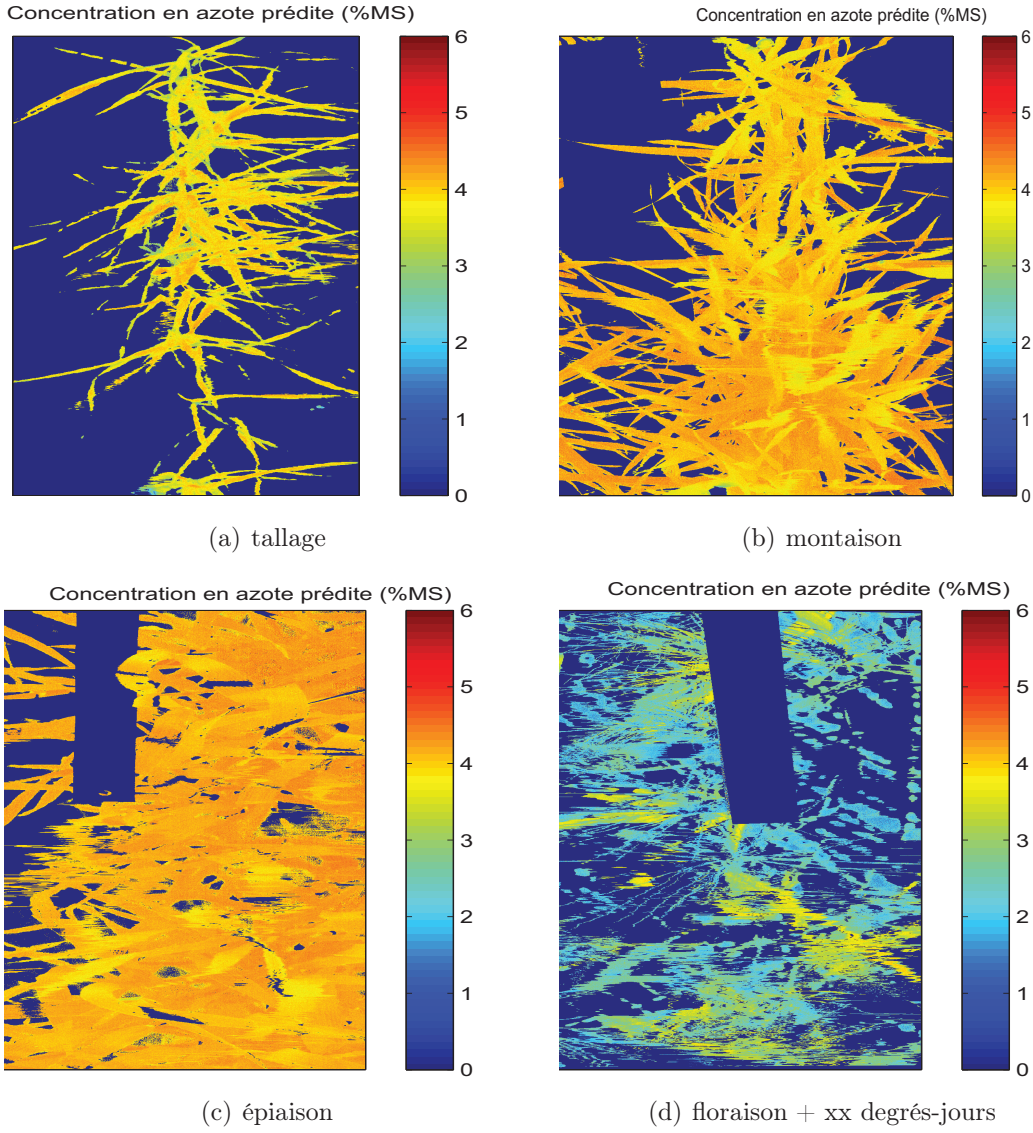


(a) tallage (b) montaison

(c) épiaison (d) floraison + xx degrés-jours

Figure 5.7: Images couleur du génotype Lloyd aux 4 stades de croissance.

On peut le voir très clairement sur cette figure, où la cartographie d'azote de Lloyd apparaît orangée (environ 4 %MS) alors que les autres sont globalement jaunes (environ 3,5 %MS). Par ailleurs, on peut voir que le bottillon de Neodur est très hétérogène car on y remarque des feuilles vertes (environ 3 %MS) parmi l'ensemble jaune. À ce stade, l'écart-type sur l'ensemble de l'image est de 0,40 pour Neodur alors qu'il est autour de 0,3 pour les autres génotypes (0,3 pour Ixos, 0,25 pour Neodur et 0,34 pour Primadur). Les génotypes ayant tous reçu les mêmes apports azotés aux même dates (pour faciliter la comparaison), on peut alors dire que Lloyd est capable d'optimiser l'utilisation de ces apports bien mieux que les autres génotypes, puisque toutes ses feuilles présentent, et de manière homogène, une forte concentration en azote. Cette observation peut être ramenée au paramètre de NUE (Nitrogen Use Efficiency ou efficience de la plante à utliser l'azote apporté, (Sowers *et al.*, 1994)) très utilisé par les agronomes et les généticiens.



(a) tallage (b) montaison

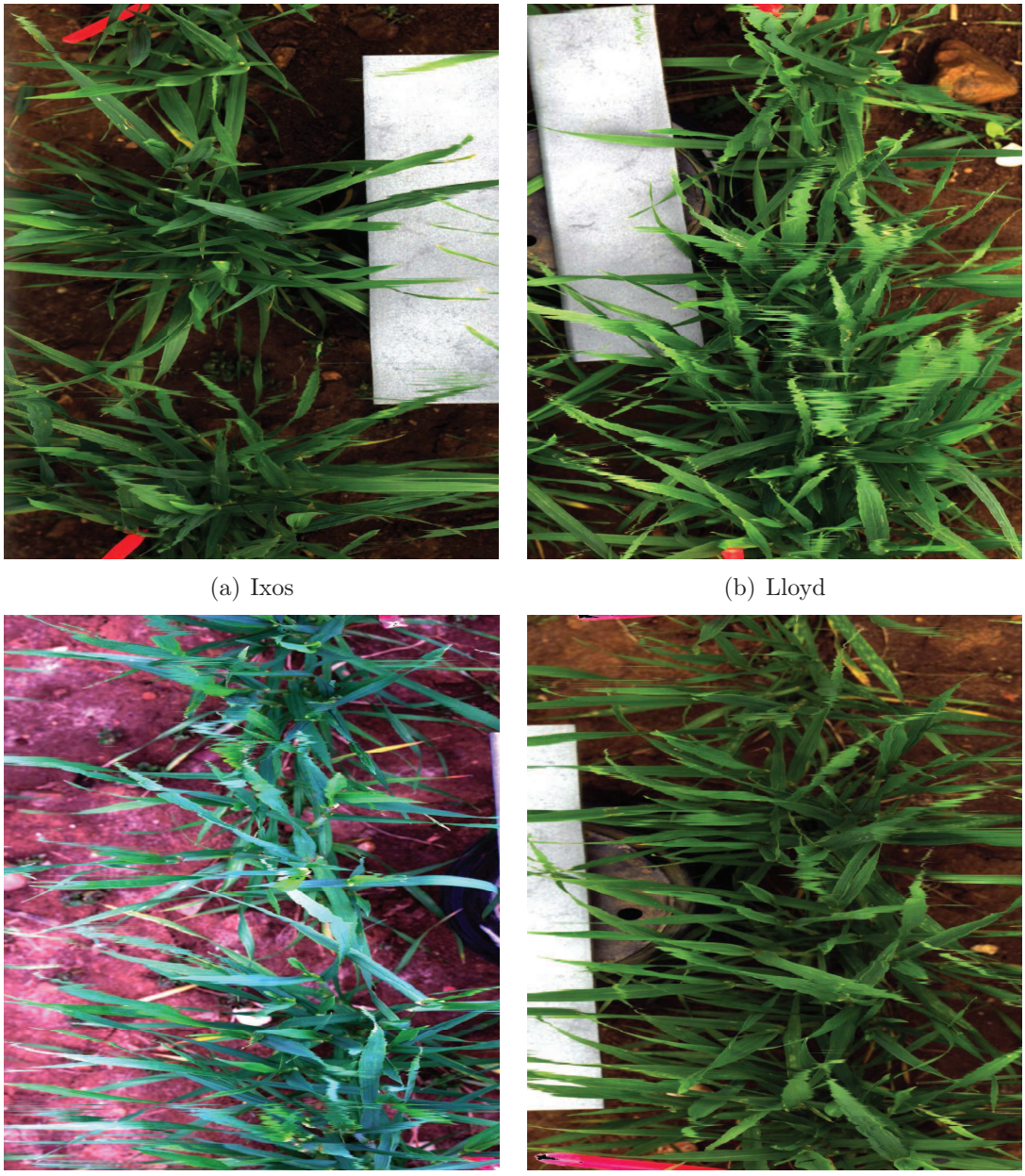
(c) épiaison (d) floraison + xx degrés-jours

Figure 5.8: Cartographies d'azote obtenues en appliquant le modèle plantes isolées sur les images du génotype Lloyd aux 4 stades de croissance.

5.3 Conclusion du chapitre

Ce chapitre prospectif, avait pour but d'identifier l'intérêt de la composante spatiale des images hyperspectrales pour apporter une information dans le cadre du phénotypage au champ. Nous avons vu, en premier lieu, que la haute résolution spatiale combinée aux milliers de points de mesure d'une image permettait d'obtenir une valeur moyenne sur la parcelle plus représentative de l'état général de la parcelle. Le fait d'avoir une image nous a permis également de calculer une vitesse de fermeture de couvert. Cette information agronomique importante peut constituer un critère de sélection génétique.

En lien avec la relation réflectance/azote étudiée dans les chapitres précédents, nous avons réalisé des cartographies d'azote sur des micro-parcelles de 4 génotypes (Ixos, Lloyd, Néodur et Primadur) à 4 stades de croissance (tallage, montaison, épiaison et

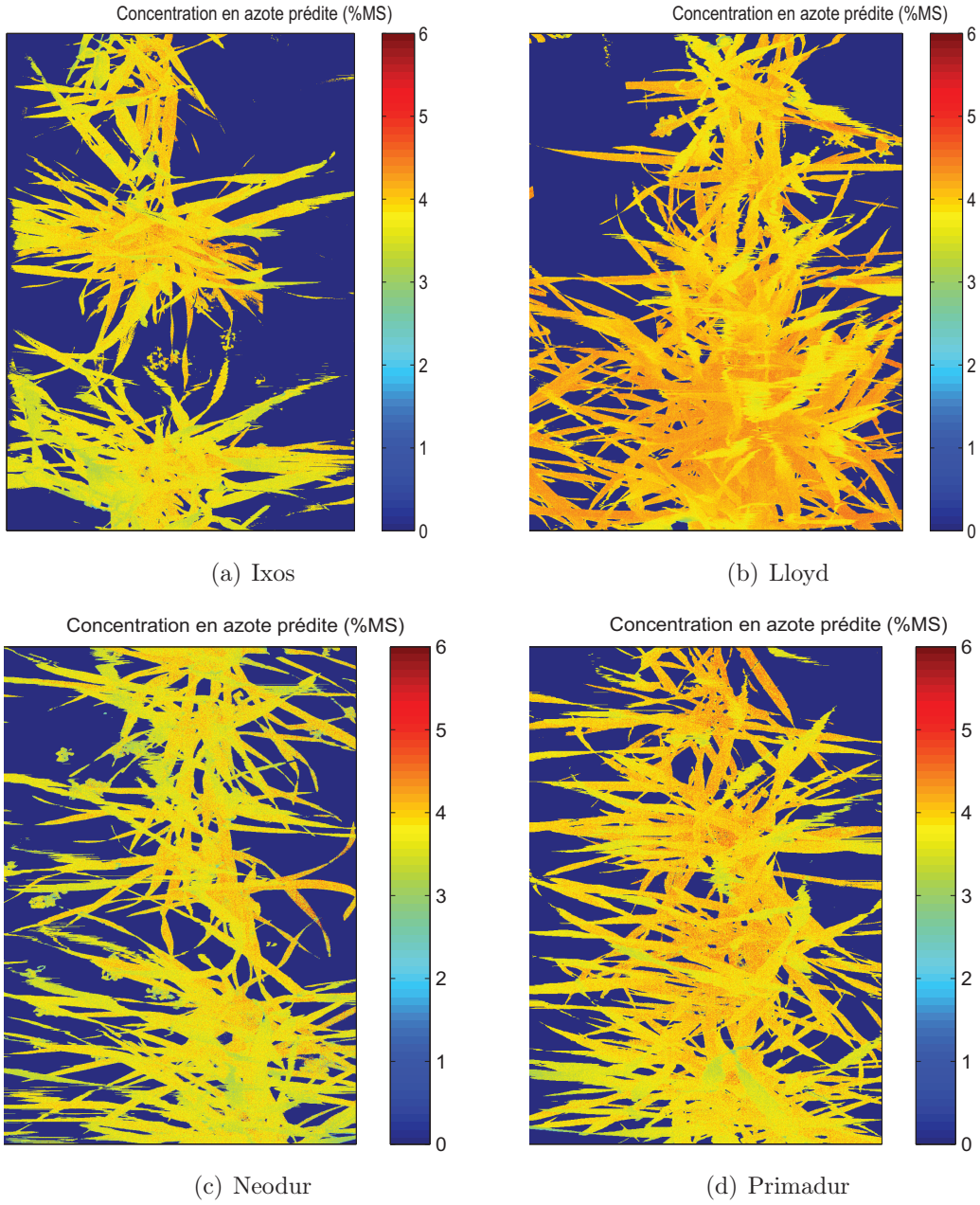


(a) Ixos (b) Lloyd

(c) Neodur (d) Primadur

Figure 5.9: Images couleur de chaque génotype au stade montaison.

maturité) de la campagne 2009. Ces cartographies, assez pédagogiques, permettent de se représenter assez facilement la concentration en azote des plantes. Des histogrammes de distribution de la concentration en azote peuvent aider à distinguer des différences de comportement au sein de la microparcelle. Ainsi, l'existence de deux modes au sein de la distribution de la concentration en azote de Neodur (contre un seul mode pour les autres génotypes au même stade) au stade maturité laisse supposer que l'ensemble des feuilles ne remobilisent pas aussi rapidement leur azote. Ce genre de statistiques de distribution pourrait être fait sur d'autres paramètres que la concentration en azote tels que certains indices de végétation - le NDVI par exemple. Il serait également intéressant d'étudier les statistiques de distribution spatiale des paramètres mesurés (la concentration en azote



(a) Ixos (b) Lloyd

(c) Neodur (d) Primadur

Figure 5.10: Cartographies d'azote obtenues en appliquant le modèle plantes isolées sur les images des 4 génotypes au stade montaison.

dans notre cas) pour mieux comprendre le phénomène de stockage/remobilisation de l'azote au sein des différents organes de la plante.

À l'heure actuelle, le modèle utilisé n'est pas assez fiable car il laisse supposer une surestimation de la concentration en azote des feuilles subissant des réflexions multiples. Cependant, à terme, il est possible d'envisager un suivi de la concentration en azote au cours du temps mais surtout de manière spatialisée, c'est-à-dire en fonction des strates foliaires, des organes ou même des parties de feuilles. En conclusion, sous réserve d'avoir un modèle chimiométrique permettant d'avoir des concentrations en azote fiables sur

tous les organes, l'ensemble des applications de cet outil est très vaste et nécessiterait une étude à lui tout seul.

Conclusion

La sélection génétique des plantes nécessite de bien connaître les différentes variétés, d'étudier leur comportement et de le caractériser. C'est ce qu'on appelle le phénotypage. Pour cela, des outils sont nécessaires. Les méthodes existantes sont précises mais coûteuses, destructives et chronophages. C'est pourquoi il est nécessaire de développer de nouveaux outils rapides et non destructifs. Une approche possible consiste à utiliser le lien existant entre la physiologie végétale et les propriétés optiques des plantes pour acquérir de l'information à partir de mesures spectro-radiométriques.

Cette thèse porte sur l'étude du potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage au champ avec la concentration en azote du blé comme support d'étude. Nous avons adopté une démarche expérimentale pour répondre à un certain nombre de questions :

- Peut-on, en dépit de la variabilité de l'éclairage solaire, retrouver la réflectance des plantes, source d'information ?
- Peut-on établir une relation entre les spectres de réflectance obtenus et la concentration en azote des feuilles de blé ?
- La gamme spectrale 400-1000 nm est-elle suffisante ?
- Quel(s) effet(s) ont la structure et la densité de la canopée sur cette relation réflectance apparente-azote ?
- La concentration en azote reste-t-elle accessible lorsque le signal est perturbé par des effets d'environnement ?
- Quel(s) avantage(s) y-a-t-il à utiliser un système imageur plutôt qu'un spectromètre portable ?

Dans un premier temps (chapitre 2), nous avons montré qu'il est possible de retrouver l'éclairage solaire en extérieur, à l'aide d'une céramique de référence, étalonnée en laboratoire. La méthodologie proposée permet d'accéder à la réflectance vraie des feuilles à plat comme le ferait une référence en spectralon. Toutefois, dans une scène complexe, au champ, l'éclairage reçu est différent en chaque point (inclinaison des feuilles, effet d'environnement). Il est malheureusement impossible de retrouver cet éclairage reçu pour chaque point de l'image. La correction, qui ne peut donc être que généralisée sur l'ensemble de l'image, introduit un facteur multiplicatif (niveau d'éclairement reçu), un facteur additif (réflexion spéculaire) et un effet non linéaire (réflexions multiples) sur la réflectance apparente obtenue après correction.

Dans le chapitre 3, nous avons étudié l'accessibilité de la concentration en azote à partir de spectres de réflectance (400-1000 nm) issus d'images de proxi-détection. Les résultats de nos expérimentations ont montré qu'il est possible de prédire la concentration en azote de feuilles sèches à partir de leurs spectres de réflectance acquis avec un système d'imagerie hyperspectrale de proximité. Dans notre gamme de longueurs d'onde (400-1000 nm), la concentration en azote reste accessible sur du matériel frais, des feuilles de plantes cultivées en pot sous serre ou au champ. Ces expérimentations sur plantes entières ont témoigné de la pertinence et de l'efficacité de la correction en réflectance et des pré-traitements utilisés pour pallier l'effet de la réflexion spéculaire et du niveau d'éclairement solaire reçu : les performances des modèles étalonnés entre concentration en azote et spectres de feuilles sur pied sont similaires à celles obtenues par d'autres auteurs sur des mesures de feuilles fraîches en laboratoire ou avec une pince à feuille (éclairage contrôlé, pas de réflexion spéculaire, etc.).

La gamme spectrale utilisée (400-1000 nm) nous fait accéder à l'azote photosynthétique (chlorophylle + complexes chlorophylle-protéine + protéines (910 nm)) principalement. Or, nous avons vu que le rapport chlorophylle-azote dépend, entre autres choses, des conditions de culture. Cela explique qu'un modèle étalonné sur une condition de culture ne soit pas applicable sur une autre. Pour s'affranchir de cette relation chlorophylle-azote et l'intégrer directement dans le modèle, la solution consiste à combiner dans le jeu d'étalonnage des spectres issus de plantes cultivées sous différentes conditions (en pot sous serre, au champ). Nous avons montré, en effet, qu'il était possible d'étalonner un modèle, et donc d'accéder à la concentration en azote, même en prenant en compte plusieurs conditions de culture dans le jeu d'étalonnage et que le modèle devenait alors robuste vis-à-vis de ces conditions de culture.

Dans le chapitre 4, nous avons vu, en utilisant des spectres simulés, que les réflexions multiples dues aux effets d'environnement devaient être prises en compte directement dans les modèles sinon la concentration en azote des feuilles subissant ces réflexions multiples était surestimée. L'effet de surestimation dû aux réflexions multiples n'a, cependant, pas pu être mis en évidence sur nos images au champ du fait de la difficulté avec une visée au nadir d'accéder aux étages inférieurs de la plante, dans le cadre d'une validation avec mesure de référence.

La conclusion principale de notre étude sur le paramètre azote est la suivante : la concentration en azote est accessible à partir de spectres de réflectance sur matériel frais entre 400 et 1000 nm. Cependant, pour obtenir un modèle robuste applicable au champ, il faut un étalonnage le plus exhaustif possible : variétés de génotypes, de conditions de culture (en serre ou au champ), d'années de croissance, etc.

Enfin, au cours de cette étude, nous avons également pu illustrer l'intérêt de l'imagerie hyperspectrale par rapport à la spectrométrie ponctuelle. L'acquisition d'une image sur l'ensemble d'une microparcelle de blé produit des données statistiques représentatives de la parcelle et restreint les problèmes d'échantillonnage. Elle permet l'accès à des variables physiques nécessitant la dimension spatiale pour pouvoir être estimées et impossibles à calculer à partir d'un spectre ponctuel seul. Ainsi, nous avons pu calculer la vitesse de fermeture du couvert et la comparer pour plusieurs génotypes, qui présentent

clairement des profils différents. Ceci nous autorise à considérer l'imagerie hyperspectrale comme un outil potentiel de phénotypage. Enfin, l'imagerie hyperspectrale nous permet de suivre la concentration en azote dans différents étages foliaires ou même plusieurs zones d'une même feuille (partie distale ou proximale, par exemple) et d'appréhender la distribution spatiale de la mobilisation/démobilisation de l'azote afin d'en comprendre les mécanismes.

Conçu pour répondre au cahier des charges présenté en introduction, le prototype d'acquisition d'images hyperspectrales de proximité utilisé au cours de cette thèse s'est effectivement avéré être un outil non destructif, non invasif, utilisable en peuplement et adapté aux petits parcelles. Par ailleurs, ses qualités d'outil de phénotypage ont été démontrées au cours de cette thèse. Il pourra donc, à terme, contribuer à une meilleure connaissance des phénomènes (notamment la remobilisation de l'azote dans la plante) et à une meilleure caractérisation des génotypes.

Travaux à poursuivre

Concernant l'effet de l'environnement sur le signal et donc la relation réflectance apparente-azote, nous avons vu, au cours de nos expérimentations, qu'il était difficile d'accéder aux feuilles des étages inférieurs des plantes et donc d'intégrer les réflexions multiples directement dans le jeu d'étalonnage. Nous n'avons donc pas pu quantifier l'effet du phénomène, i.e. établir sa probabilité d'occurrence et mesurer la proportion de l'éclairage reçu par une feuille qui provient d'une autre feuille. Pour cela, nous souhaitions utiliser la plate-forme collaborative OpenAlea. Cette plate-forme permet de combiner des modèles entre eux : modèles de croissance de la végétation permettant la modélisation de la structure 3D de la culture et modèles de transfert radiatif. OpenAlea n'était pas encore opérationnelle pour réaliser les simulations que nous avions en tête mais le principe est le suivant. Nous pourrions utiliser le modèle Prospect pour simuler la réflectance de feuilles à différents stades végétatifs. Ces spectres de réflectance seraient passés en entrée d'OpenAlea, conjointement avec les données d'entrée du modèle de croissance Adel Blé (densité et date de semis, caractéristiques de la plante : érectophile, planophile, etc.). En combinant ces modèles à un modèle de transfert radiatif du type "lancer de rayons", il serait alors possible d'obtenir la luminance en tout point d'une scène. Si on prend la précaution d'entrer dans cette scène virtuelle la céramique de référence, il est alors possible d'accéder à la réflectance apparente de chaque feuille et de la comparer à la réflectance vraie comme simulée par Prospect. La comparaison de la réflectance vraie et de la réflectance apparente permettrait de quantifier quelles sont précisément les feuilles touchées par la réflexion multiple et à quel degré.

La plate-forme OpenAlea pourrait également être utilisée pour l'étalonnage des modèles. Les spectres de feuilles subissant des réflexions multiples seraient simulés en prenant en entrée des spectres de réflectance de feuilles au champ imagées à plat (donc sans effet d'environnement). Nous avons vu, en effet, qu'il est facile d'imager les feuilles de cette façon et surtout d'identifier facilement chaque feuille sur l'image. Il faudrait cependant veiller à le faire au champ, à chaque stade de croissance pour ne pas avoir à conserver les feuilles et ne pas risquer de dénaturer leurs composés. En regroupant dans une même base de données ces spectres simulés et des spectres obtenus sur plantes entières (mais

sans effets d'environnement), on obtiendrait un échantillonnage assez représentatif de ce qui peut se produire en conditions réelles.

Le prochain travail à mettre en place à la suite de cette thèse consisterait donc à utiliser les prochaines saisons de croissance pour étalonner un nouveau modèle sur un jeu de données plus exhaustif. Afin d'avoir une base d'étalonnage suffisamment robuste, il est nécessaire d'y inclure plusieurs génotypes, configurations de mesure mais aussi plusieurs années de croissance. Deux approches sont possibles. La première consiste à utiliser des spectres simulés. La plate-forme OpenAlea est sur le point de se doter des modèles nécessaires aux simulations évoquées plus haut. Il serait donc possible de mettre en place une campagne de mesures pour la saison de croissance 2011. La campagne de mesure comporterait différents génotypes et différentes conditions de culture : à la fois des plantes en pot sous serre et des plantes au champ. Les feuilles seraient coupées et imagées à plat. Les spectres en sortie d'OpenAlea seraient utilisés comme jeu d'étalonnage du modèle. Une autre approche consisterait à réaliser un modèle du type plantes isolées réalisé au cours de cette thèse en combinant des plantes en pot ayant poussé sous serre et des plantes au champ démariées. Cette approche est plus délicate car elle nécessite d'identifier clairement les feuilles sur les images d'étalonnage mais permet d'utiliser des spectres réels et non simulés. Elle suppose toutefois d'avoir réalisé au préalable la quantification de l'effet des réflexions multiples sous OpenAlea. En effet, cette approche sous-entend de négliger l'effet des réflexions multiples (car non prises en compte dans le modèle du fait du démariage). Ce dernier point semble étayé par les bons résultats de l'application du modèle plantes isolées sur les images de feuilles au champ (cartographies d'azote du chapitre 5).

L'utilisation d'un modèle chimiométrique sur les images de la campagne 2009 a permis de produire des cartographies d'azote. Ces cartographies ont démontré leur intérêt dans l'objectif de phénotypage. Toutefois, il serait intéressant de poursuivre leur analyse en insistant sur la composante spatiale : statistiques de distribution spatiale des concentrations en azote, analyse des images en fonction des étages foliaires, des organes, etc.

Perspectives scientifiques

L'étude réalisée au cours de cette thèse a montré le potentiel de l'imagerie hyperspectrale comme outil de phénotypage au champ. Toutefois, plusieurs perspectives scientifiques peuvent encore être envisagées pour améliorer cette étude. Tout d'abord, il serait intéressant d'étudier l'effet de l'ombre (i.e. le changement du spectre de l'éclairement entre spectre solaire et spectre de la voûte céleste) sur les spectres de réflectance de feuilles, puis de rechercher un pré-traitement le prenant en compte pour l'application des modèles au champ. Une autre solution consisterait à être capable de déterminer les pixels à l'ombre et ceux au soleil pour leur appliquer une correction spécifique. Le flou induit par le vent lors de la prise d'image constitue également un autre phénomène à prendre en compte puisqu'il conduit à des pixels mixtes. Il serait intéressant d'étudier les techniques de démixage pour pallier ce problème.

Nous avons montré que les réflexions multiples avaient un effet non linéaire sur le spectre de la réflectance apparente obtenue avec notre procédure de correction en réflectance. Il

serait intéressant alors de trouver quel pré-traitement non linéaire appliquer. Les différentes simulations sous OpenAlea, évoquées plus haut, pourraient servir à une compréhension plus fine des réflexions multiples et à l'expression détaillée de leur effet sur les spectres donc du pré-traitement à mettre en œuvre. Une autre alternative consisterait à utiliser des méthodes non linéaires pour relier spectres de réflectance et concentration en azote comme les réseaux de neurones ou les SVM (Support Vector Machine).

Nous avons vu, également, que les conditions de culture du blé (en serre ou au champ) conduisaient à une traduction différente de l'information de concentration en azote par les spectres de réflectance, d'où la nécessité évoquée plus haut d'un échantillonnage exhaustif. Mais il est possible d'aller plus loin. Il serait intéressant d'étudier plus en détails les différences spectrales induites par les conditions de culture. Cela reviendrait à évaluer et à caractériser le sous-espace généré par les conditions de culture (cf. l'objectif de l'EPO qui consiste à retirer l'effet d'une grandeur d'influence en orthogonalisant les données par rapport au sous-espace engendré par cette grandeur d'influence).

Il serait intéressant, également, d'appliquer la technologie de proxi-détection hyperspectrale à la détection et au suivi de maladies (la rouille du blé par exemple). En cela, l'imagerie hyperspectrale permettrait non seulement d'anticiper la détection (l'utilisation du spectre dans son ensemble permettrait d'identifier la maladie avant que les symptômes ne soient visibles à l'oeil nu) mais également d'objectiver les mesures (contrairement à la mesure actuelle qui consiste pour un opérateur à affecter à chaque parcelle une note en fonction du degré d'infestation par la maladie, mesure très subjective donc).

En ce qui concerne la composante spatiale des images, il serait intéressant de traiter conjointement les composantes spatiale et spectrale des images sans plus se contenter d'analyser la spatialisation des données spectrales (comme nous l'avons fait dans cette thèse). Cet axe de recherche a été initié par Nathalie Gorretta (Gorretta, 2009), qui a proposé dans sa thèse, une méthode de segmentation des images hyperspectrales faisant intervenir de manière itérative les informations spatiales et spectrales. Son approche, proposée pour la segmentation, pourrait être étendue au traitement du signal dans son ensemble et pourquoi pas à l'extraction d'information quantitative sur des paramètres biophysiques ou biochimiques des plantes.

En conclusion, cette étude a montré le potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage au champ. Cette technologie de pointe résulte de la convergence de plusieurs disciplines : analyse d'image, chimiométrie, traitement du signal, etc. Toutefois, c'est son échelle de mesure qui constitue sa principale originalité. Cette originalité même induit des questions scientifiques nombreuses et complexes car si certains problèmes ont déjà été traités, ils l'ont été à une échelle différente. L'accès à une information spatiale et spectrale, toutes les deux à haute résolution, ouvre un pan de recherche scientifique complet, qui reste à prospecter.

Annexes

Annexe A

Utilisation d'une céramique de référence pour la correction en réflectance

Dans ce chapitre d'annexes, nous cherchons à caractériser le comportement spectral de la céramique de manière à l'utiliser comme référence pour la correction en réflectance des images. Pour cela, nous avons besoin de connaître sa réflectance hémisphérique et sa BRDF. Une première mesure en laboratoire nous permettra d'obtenir la réflectance hémisphérique de la céramique. Une deuxième expérience, en laboratoire, nous a permis de caractériser la BRDF de la céramique et d'obtenir une réflectance hémisphérique plus fiable. Enfin, une troisième expérience, en extérieur, nous a permis de valider la procédure de correction en réflectance utilisant la céramique comme référence pour des feuilles à plat.

Sommaire

A.1 Mesure de la réflectance hémisphérique de la céramique de référence 130
A.1.1 Matériel et méthode 130
A.1.2 Résultats 131
A.2 Mesure de la BRDF de la céramique de référence 133
A.2.1 Matériel et méthode 133
A.2.2 Résultats 133
A.2.3 Conclusion 136
A.3 Validation de la procédure de correction en réflectance . . . 137
A.3.1 Matériel et méthode 137
A.3.2 Résultats 138

A.1 Mesure de la réflectance hémisphérique de la céramique de référence

Il est à noter, que la réflectance directionnelle hémisphérique est égale à la réflectance hémisphérique directionnelle (Behaghel *et al.* (1981); Di Girolamo (1999)). Dans notre cas, il a été plus facile de mesurer la réflectance hémisphérique directionnelle (capteur au nadir) et c'est elle qui sera retenu dans la suite.

A.1.1 Matériel et méthode

L'étalonnage de la céramique se fait en laboratoire avec la caméra Hyspex. La caméra est fixée sur un rail motorisé commandé par le logiciel d'acquisition d'images livré avec la caméra Hyspex. La caméra se déplace et visualise des objets placés dans une cloche fermée en aluminium recouverte dans sa partie intérieure d'un matériau diffusant blanc. Les objets à visionner sont posés sur une plaque blanche en teflon, supposée homogène. L'éclairement dispensé par un ensemble de lampes à l'intérieur de la cloche n'est pas spatialement homogène. Il faut donc prendre les différents objets à un même endroit du dispositif pour garder un éclairement constant entre les images. Or, le spectralon dont nous disposions a une surface très inférieure à celle de la céramique (spectralon rond d'environ cm^2 et céramique rectangulaire d'environ $240cm^2$). L'éclairement n'étant pas homogène, il aurait fallu prendre une image de spectralon à tous les endroits du dispositif qui ont été recouvert par la céramique. Pour éviter cela, une plaque en teflon sera prise comme référence de deuxième ordre : elle est donc supposée homogène par hypothèse. L'expérience consiste en la prise de 3 images. Une plaque blanche en teflon est posée comme support dans le dispositif. La céramique est posée sur la plaque et imagée. Puis le spectralon est posé à l'endroit où se trouvait la céramique pour une prise d'image et enfin, la plaque est prise toute seule.

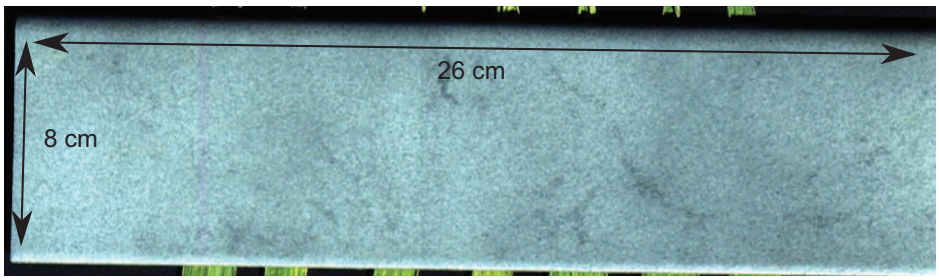


Figure A.1: Image couleur de la céramique illustrant son hétérogénéité spatiale

Avec les différentes images obtenues (plaque teflon seule (A), spectralon sur plaque teflon (B), céramique sur plaque teflon (C)) on procède alors comme suit :

– on divise pixel à pixel l'image en luminance de la plaque en teflon (A) par celle du spectralon (B) : on conserve seulement les pixels communs entre la plaque et le spectralon. Cette première étape permet de tester l'homogénéité spatiale de cette plaque de teflon, puis on en calcule le spectre de réflectance moyenne, noté $R(\lambda)_{plaque}$. En effet, on a :

$$R(\lambda)_{plaque} = L(\lambda)_{plaque}/L(\lambda)_{spectralon} \tag{A.1}$$

– on divise ensuite pixel à pixel l'image en luminance de la céramique par celle de la plaque en teflon seule et l'on multiplie le résultat par le spectre de réflectance de la plaque soit :

$$R(\lambda)_{ceramique} = \frac{L(\lambda)_{ceramique}}{L(\lambda)_{plaque}} \cdot R(\lambda)_{plaque} \tag{A.2}$$

On peut alors de la même manière que précédemment évaluer l'homogénéité spatiale de la céramique et en calculer le spectre moyen de réflectance, noté $R(\lambda)_{ceramique}$ qui sera utilisé par la suite pour la correction des images.

A.1.2 Résultats

Les résultats de la procédure d'étalonnage de la céramique en laboratoire sont exposés dans les figures suivantes. En ce qui concerne la plaque de teflon, l'écart-type de la réflectance calculé en pourcentage de la moyenne (voir figure A.2) est assez faible sauf dans les courtes longueurs d'onde. L'écart-type plus important dans les courtes longueurs d'onde s'explique par la nature du capteur : il s'agit de silicium dont la sensibilité est mauvaise dans le bleu (soit en dessous de 450 nm) : on est dans la limite de fonctionnement de l'instrument optique, dans la zone de bruit. La plaque en teflon peut donc être considérée comme spatialement homogène.

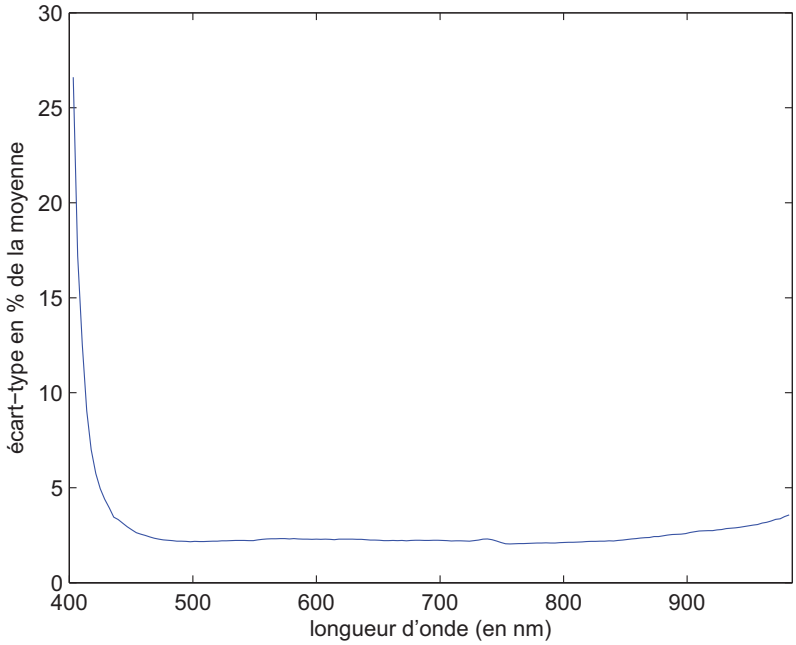


Figure A.2: écart-type en pourcentage de la moyenne pour la réflectance de la plaque de teflon

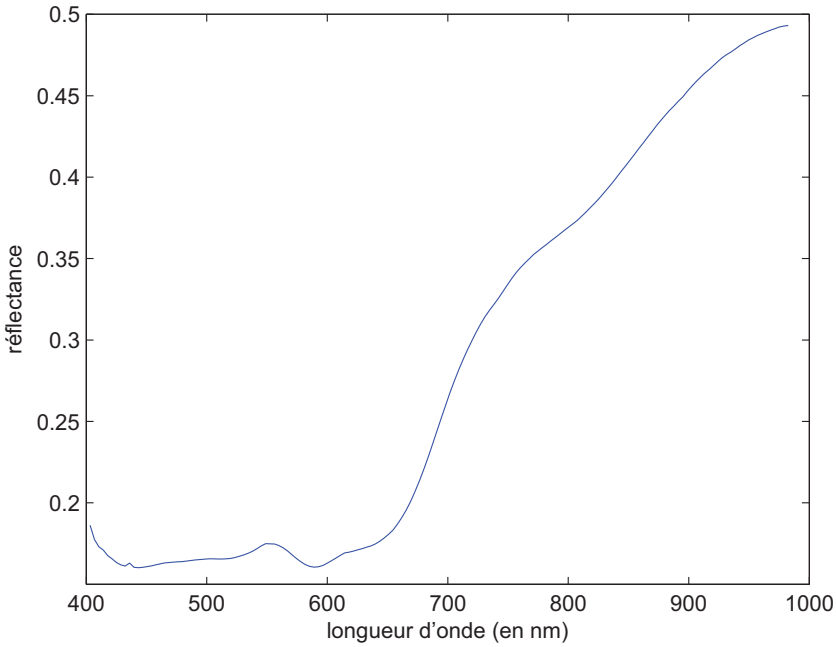


Figure A.3: spectre moyen de réflectance de la céramique

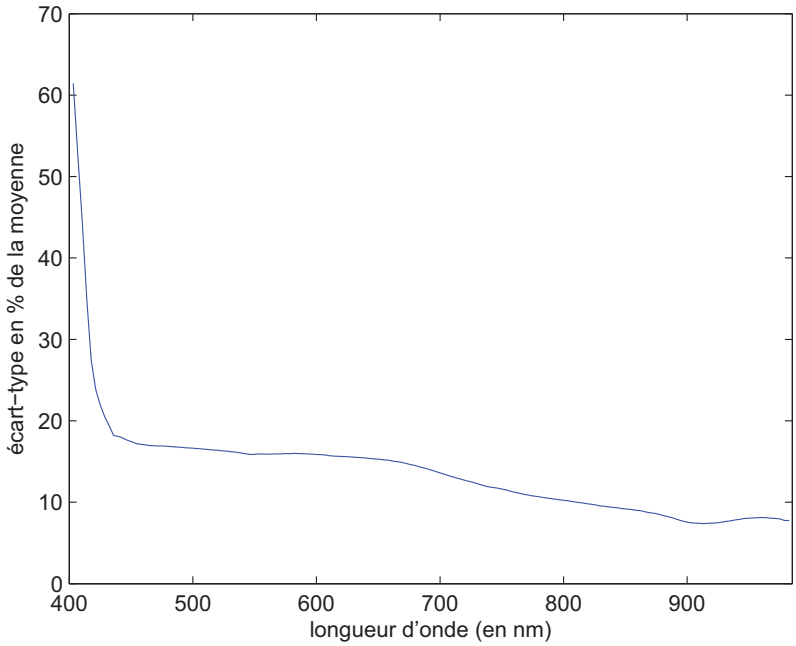


Figure A.4: écart-type en pourcentage de la moyenne de la réflectance de la céramique

Le spectre de réflectance de la céramique est représenté sur la figure A.3. On constate que l'hétérogénéité spatiale (A.4)est importante, de l'ordre de 10 %. On retrouve le phénomène de bruit dans les courtes longueurs d'onde : l'écart-type est donc assez élevé pour les premières longueurs d'onde. En dehors de ces courtes longueurs d'onde, cet

écart-type reflète l'hétérogénéité spatiale, c'est à dire qu'un spectre pris au hasard sur la céramique est égal au spectre moyen avec un taux d'erreur de 10 %. Cependant, lors de nos corrections, nous sélectionnerons, sur l'image en luminance,un nombre important de pixels de céramique (de l'ordre de plusieurs milliers du fait de la résolution spatiale : par exemple la surface de céramique de la figure A.1 représente 26x8 cm et environ 136 000 pixels). On peut alors considérer que notre sélection de pixels sera représentative de la céramique et que le spectre moyen que l'on en tirera sera le véritable spectre moyen de la céramique avec un écart-type de $\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$ où σ vaut 10 % et n vaut 10 000 soit 0,1 %.

A.2 Mesure de la BRDF de la céramique de référence

Dans cette section nous allons mesurer la BRDF de la céramique pour une direction donnée (au nadir) et quelques angles d'incidence. Le but est ensuite d'ajuster un modèle de BRDF à ces mesures permettant de vérifier la part de spéculaire et de calculer ensuite la réflectance hémisphérique.

A.2.1 Matériel et méthode

À l'aide d'un montage optique simple, nous avons mesuré la réflectance de la céramique pour différents angles d'incidence, le but étant de caractériser sa BRDF. La caméra Hyspex était fixée sur son rail de translation de manière à avoir une visée horizontale. À un mètre de distance, était fixé sur une table d'optique, un support vertical pouvant accepter la plaque de céramique ou le morceau de spectralon. Une lampe stabilisée dirigée vers la cible a été placée en différentes positions repérées de façon à obtenir différentes angles d'incidence identifiés avec précision, et une distance source-cible constante. Une image de la céramique et une d'un morceau de spectralon ont été prises pour des angles d'incidence de 10 °, 23 °, 32 °, 45 °, 55 °, 61 °, 70 ° et 79 ° (il faut noter que la mesure à 0 ° était impossible, la lampe aurait géné la caméra). La BRDF de la céramique a été calculée ainsi :

$$\begin{aligned} BRDF_{ceramique} &= \frac{L_{ceramique}}{L_{spectralon}} \cdot BRDF_{spectralon} \\ &= \frac{L_{ceramique}}{L_{spectralon}} \cdot \frac{1}{\pi} \end{aligned} \tag{A.3}$$

A.2.2 Résultats

Le spectre correspondant à l'angle 79 ° a été considéré comme aberrant et non pris en compte dans la suite des traitements. Nous avons alors fait l'hypothèse que la BRDF de la céramique était composée d'une partie diffuse lambertienne et d'une partie spéculaire indépendante de la longueur d'onde et donc de la forme :

$$BRDF(\lambda, \theta) = \frac{R_H(\lambda)}{\pi} + b(\theta) \tag{A.4}$$

où $R_H(\lambda)$ représente la valeur qu'aurait la réflectance hémisphérique s'il n'y avait qu'une composante lambertienne.

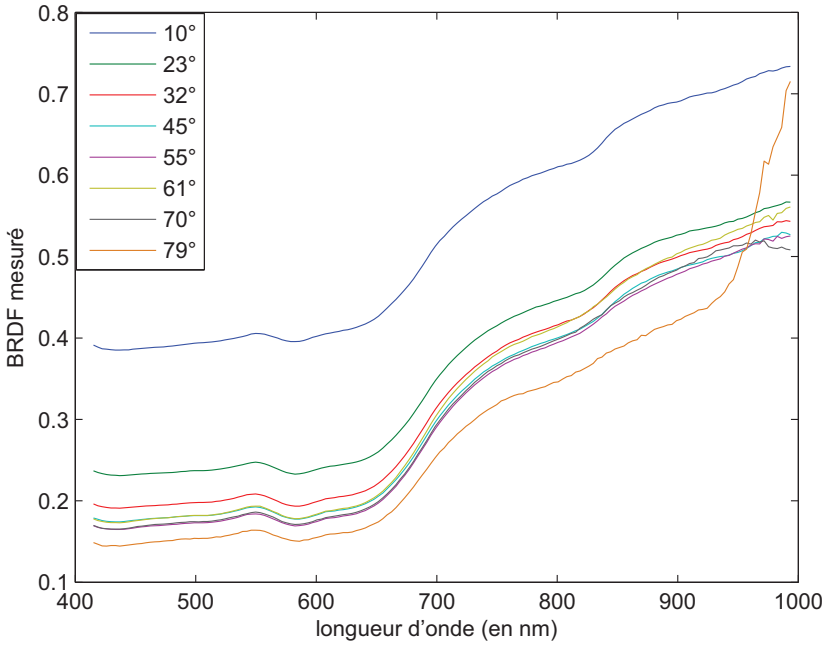


Figure A.5: Spectres de réflectance de la céramique pour différents angles d'incidence

Identification par intégration

En supposant que l'intégrale hémisphérique du terme $b(\theta)$ est négligeable devant l'autre terme, on peut alors retrouver la valeur de $R_H(\lambda)$ par intégration hémisphérique des mesures.

$$\int_\Omega BRDF cos\theta d\theta = \frac{R_H}{\pi} \int_\Omega cos\theta d\theta + \cancel{\int_\Omega b(\theta) cos\theta d\theta} \simeq R_H \tag{A.5}$$

En pratique, ayant peu de mesures (7 angles valides), on calcule l'intégration comme la somme des termes : $BRDF(\lambda, \theta).cos(\theta).sin(\theta)$.
Ceci permet d'évaluer le spectre $R_H(\lambda)$ à un facteur près, dépendant du nombre de mesures. On peut donc obtenir a et b pour chaque angle par régression linéaire (voir résultats sur la figure A.6) et vérifier ensuite que $a(\theta)$ est pratiquement constant et que $b(\theta)$ est très faible devant $a(\theta)$, ce qui correspond aux hypothèses initiales.

Identification au modèle de Horn

En partant de l'hypothèse suivante plus forte , on peut utiliser le modèle de Horn (Babu *et al.* (1985); Horn (1977)) pour la partie spéculaire :

$$BRDF(\lambda, \theta) = \frac{R_H(\lambda)}{\pi} + b_0 \cdot cos^n(\theta) \tag{A.6}$$

On peut identifier directement $RH(\lambda)$, b_0 et n par méthode de Gauss-Newton (162 variables à déterminer à partir de 7 spectres). La méthode converge mais il y a plusieurs minima locaux (dont $n \approx 7$ et $n \approx 3.5$), mais les meilleurs résultats correspondant à n proche de 20 ($b_0 = 0.0924771$ et $n = 19.1559$, écart moyen avec les spectres observés de 0.00569579).

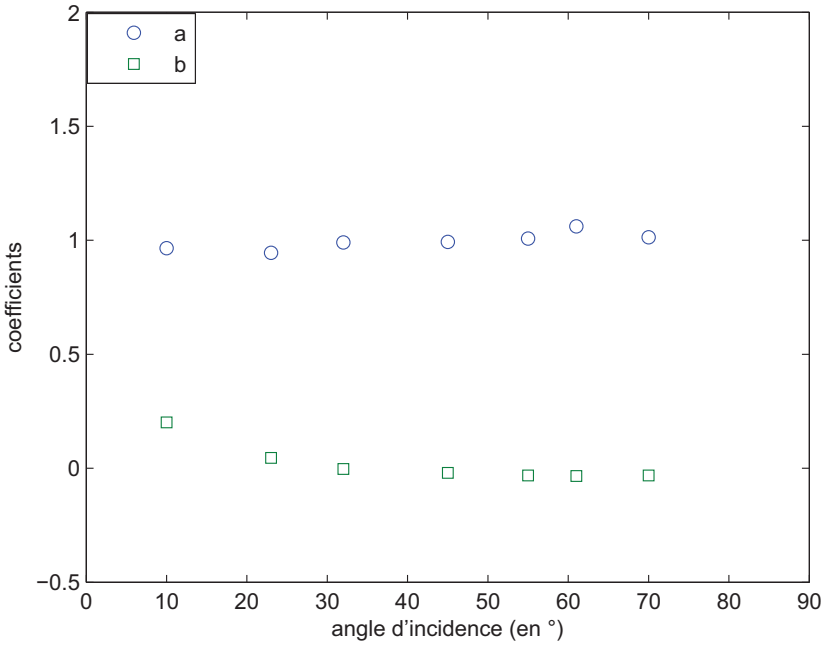


Figure A.6: Valeurs de a et b retrouvées par régression linaire

Identification avec modèle de Torrance-Sparrow

Nous avons adopté la même démarche en remplaçant la forme $b(\theta) = b_0 \cdot cos^n(\theta)$ par $b(\theta) = b_1.Exp(-\frac{1}{2}\frac{\theta^2}{\sigma^2})$ d'après le modèle de Torrance-Sparrow (Torrance et Sparrow (1967)). L'identification fournit des résultats comparables avec $b_1 = 0.0933191$ et $\sigma = 0.224861$ et un écart moyen avec les spectres observés de 0.00567272. On peut montrer que les deux modèles sont numériquement très proches.

Au deuxième ordre

$$Exp(-\frac{1}{2}\frac{\theta^2}{\sigma^2}) \simeq 1 - \frac{1}{2}\frac{\theta^2}{\sigma^2}$$

et

$$cos^n(\theta) = (1 - \frac{\theta^2}{2})^n = 1 - n\frac{\theta^2}{2}$$

.

D'où l'équivalence en posant

$$n = \frac{1}{\theta^2}$$

.

Plus précisément, on peut montrer que l'expression

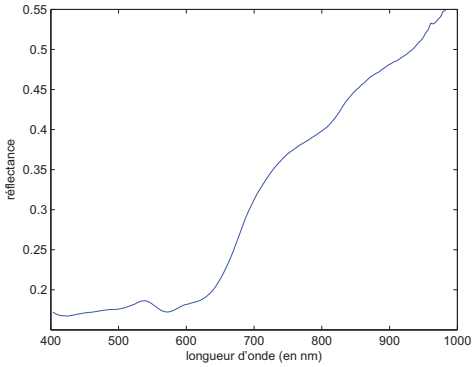
$$\frac{cos^n(\theta)}{Exp^{-\frac{n\theta^2}{2}}}$$

a pour développement limité

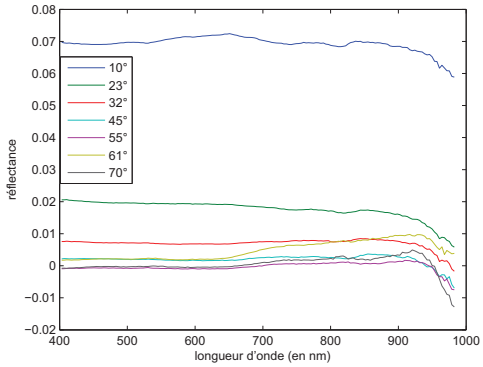
$$1 - \frac{n}{12}\theta^4 + \sigma(\theta^4)$$

d'où une équivalence (à 5 % près) entre les deux modèles jusqu'à $\pm 20^\circ$ environ.

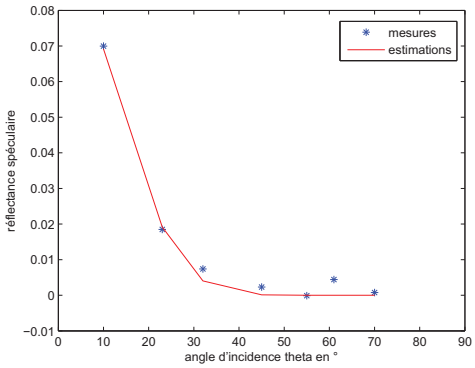
Les deux modèles fournissant le même type de résultat, nous nous sommes restreints pour les discussions suivantes au modèle de Horn plus facile à intégrer de manière numérique. La figure A.7(a) représente la réflectance hémisphérique R_H estimée par le modèle de Horn, la figure A.7(b) représente la partie spéculaire calculée comme la différence entre le spectre initial et cette réflectance hémisphérique R_H estimée par le modèle de Horn et la figure A.7(c) représente la comparaison entre la réflectance spéculaire (moyennée sur les longueurs d'onde) pour chaque angle d'incidence et la valeur estimée par le modèle.



(a) R_H



(b) partie spéculaire



(c) validité du modèle de Horn

Figure A.7: Résultats de l'identification par modèle de Horn

A.2.3 Conclusion

La comparaison de la réflectance hémisphérique directionnelle de la céramique mesurée en laboratoire et celle retrouvée par intégration du modèle de Horn (voir figure A.8) montre que les deux spectres sont différents. Après normalisation, les spectres se superposent. On peut donc penser que la mesure en laboratoire nous a seulement fourni la réflectance hémisphérique à un facteur près probablement à cause des problèmes d'homogénéité de l'éclairage et de l'imperfection de la sphère intégrante.
Le 21 juin, lorsque la Terre est au plus près du soleil, l'élévation du soleil au midi solaire est de 69 ° 36′ à Montpellier soit un angle d'incidence supérieur à 20 ° . Avec notre dispositif de prise de mesure en extérieur, nous aurons donc pour la céramique un angle d'incidence toujours supérieur à 20 ° . On peut voir sur la figure A.7 c. que pour un angle

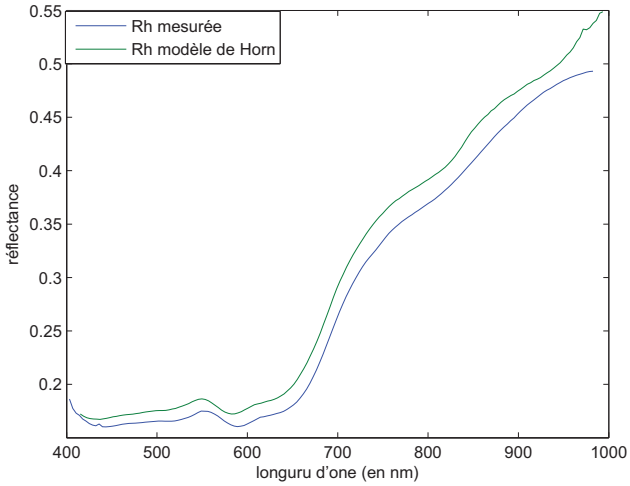


Figure A.8: Comparaison de la réflectance hémisphérique mesuré en laboratoire et de celle obtenue par intégration du modèle de Horn

d'incidence de 20 ° la partie spéculaire de la céramique est de 0.03 soit environ 10 % de la réflectance hémisphérique, ce qui est loin d'être négligeable. Pour un angle d'incidence de 30 °, la partie spéculaire ne représente plus qu'environ 3 % de la réflectance hémisphérique. On pourra considérer que pour des angles d'incidence supérieurs à 30 °, notre capteur au nadir n'enregistre pas de réflectance spéculaire. C'est le cas par exemple pour les mesures réalisées avec les feuilles à plat le 20 juillet 2009 ($32^\circ \leq \theta_i \leq 42^\circ$ car mesures effectuées entre 11h et 12h, heure locale) et le 24 septembre 2009 ($52^\circ \leq \theta_i \leq 66^\circ$, car mesures effectuées entre 10h et 11h30, heure locale).

Remarque : La réflectance hémisphérique mesurée précédemment (cf. A.2) est différente de celle retrouvée par estimation avec le modèle de Horn. On peut penser que la valeur estimée est meilleure que la valeur mesurée (sûrement des erreurs de mesure). Nous allons donc tester la procédure avec la réflectance hémisphérique directionnelle estimée avec le modèle de Horn dans la section suivante.

A.3 Validation de la procédure de correction en réflectance

A.3.1 Matériel et méthode

Afin de valider la procédure de correction en réflectance, nous avons mis en place une expérimentation dans le but de prouver que cette procédure était équivalente à une procédure utilisant du spectralon. Pour cela, nous avons profité de l'expérimentation avec les feuilles à plat réalisée en juillet 2009 (voir paragraphe 3.2 et tableau 3.2.4 ligne 5). Pour chaque image, nous avons mis dans le champ de vision de la caméra non seulement la céramique de référence mais aussi un morceau de spectralon. Afin de ne pas saturer le spectralon, le temps d'intégration devait être bas. Nous avons donc pris deux images avec deux temps d'intégration différents : un "fort" pour optimiser le signal sur les feuilles et pouvoir réaliser le test chimiométrique du paragraphe 3.3.2.1, et un "faible" pour ne pas

saturer le spectralon pour effectuer le test de la procédure de correction en réflectance. La figure A.9 illustre le dispositif et une image avec un temps d'intégration "faible".



Figure A.9: Dispositif de l'expérimentation pour tester la procédure de correction en réflectance

les images ont été corrigées dee deux manières différentes :
– en utilisant la céramique de référence et la procédure du paragraphe 2.4.1,
– en utilisant le spectralon et la procédure suivante :

$$R_{cible} = \frac{L_{cible}}{L_{spectralon}} \tag{A.7}$$

A.3.2 Résultats

La figure A.10 montre la comparaison des spectres de réflectance obtenus avec les deux procédures sur un échantillon de feuilles. Les spectres sont identiques, ce qui prouve la qualité de notre procédure de correction en réflectance.
Évidemment, cette procédure ne donne la réflectance vraie qu'avec des échantillons posés à plat. Pour un échantillon incliné, la réflectance est obtenue à un facteur près (cf. paragraphe 2.4.2.1).

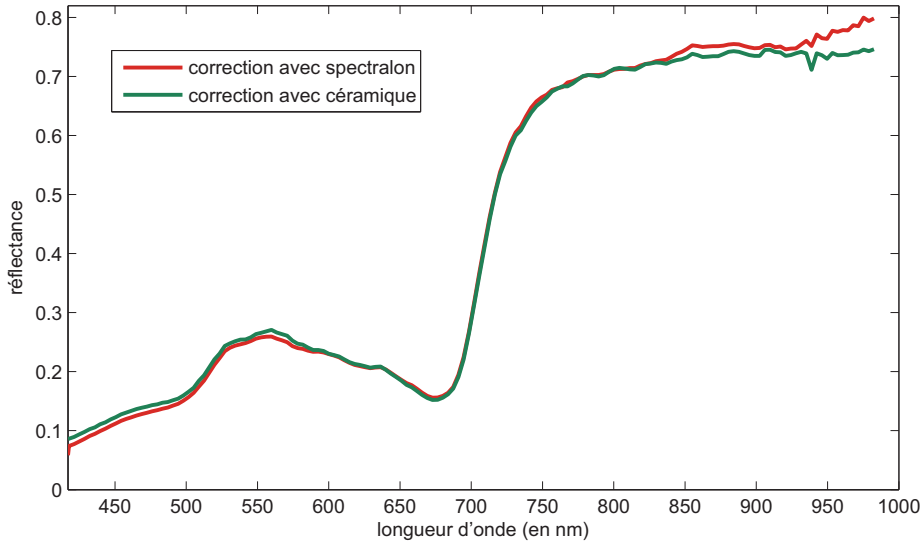


Figure A.10: Comparaison des spectres de réflectance d'une feuille à plat obtenus en corrigeant les images avec une céramique de référence ou avec du spectralon

Annexe B

Communications

Sommaire

B.1 Communications à des congrès internationaux 142
B.2 Article dans des revues de rang A 142

B.1 Communications à des congrès internationaux

Vigneau, N., Rabatel, G., Roumet, P. (2009) "Field hyperspectral imagery : a new tool for crop monitoring at plant scale", *Easim 2009*, 3-4 mars 2009, Gembloux, Belgique

Vigneau, N., Rabatel, G., Roumet, P. (2009) "Field hyperspectral imagery : a new tool for crop monitoring at plant scale". *Precision agriculture '09*, 6-8 juillet 2009, Wageningen, Pays-Bas, p105-112

Vigneau, N., Rabatel, G., Roumet, P., Ecarnot, M. (2010) "Calibration of a chemometrical model from field hyperspectral close-range images : taking into account leaf inclination and multiple reflection effects". *Whispers 2010*, 14-16 juin 2010, Reykjavik, Islande

Vigneau, N., Rabatel, G., Roumet, P., Ecarnot, M. (2010) "Field hyperspectral imagery as a tool for plant monitoring : application to wheat nitrogen content". *AgEng 2010*, 6-8 septembre 2010, Clermont-Ferrand, France

B.2 Article dans des revues de rang A

Vigneau, N., Rabatel, G., Roumet, P., Ecarnot, M. "Potential of field hyperspectral imaging as a non destructive method to assess leaf nitrogen content in Wheat", soumis à *Field Crops Research* en novembre 2010.

Table des figures

1.1 Définition d'un angle solide (source : image wikipedia modifiée). 9
1.2 Comportement de la lumière. 11
1.3 Lobe spéculaire. 12
1.4 Schéma illustrant la fonction de distribution de la réflectance bidirectionnelle (BRDF), source : Bousquet (2007). 13
1.5 Spectres d'absorption des différents constituants foliaires : pigments (source : "http ://harvardforest.fas.harvard.edu/research/leaves/" modifié), eau (source : Bousquet (2007) d'après Segelstein (1981)), et matière sèche (source : Bousquet (2007) d'après Wessman (1990)). 14
1.6 Spectre de réflectance d'une feuille de dicotylédone dans le domaine optique. 15
1.7 Exemple (a) d'un spectromètre de terrain (FieldSpec®, Analytical Spectral Devices, Inc. (ASD), Boulder, Colorado, USA) et (b) de sa pince à feuille. 17
1.8 Lien entre une image hyperspectrale et un spectre (d'après http ://www.es.ucsc.edu/ hyperwww/chevron/hyperspec.html modifié). 19
1.9 Les spectres du rayonnement solaire à la limite de l'atmosphère et au niveau de la mer comparés à celui d'un corps noir (source : "http ://www.bonvillers-60120.fr/Environnement/Les-energies-renouvelables/Spectre-solaire.html" modifié). 30
1.10 Angle solide "vu" par une feuille dans son environnement. 32

2.1 Illustration des notions de gamme spectrale, échantillonnage spectral et résolution spectrale (source : Lennon (2002)). 39
2.2 Principe du spectromètre à réseau de diffraction de la marque NEO (source : "http ://www.neo.no/hyspex/"). 40
2.3 Prototype développé par le Cemagref vu en CAO. 41
2.4 Sensibilité du capteur de la caméra Hyspex. 43
2.5 Exemple d'image obtenue lors de la campagne 2008 : (a), image initiale et (b) image redimensionnée pour obtenir la même résolution spatiale en x et en y soit 0,5 cm. 43
2.6 Exemple d'image obtenue lors de la campagne 2009 avec une résolution proche en x et y. 44
2.7 Géométrie d'une feuille dans son environnement. 49
2.8 Image de la saison Garicc 2009. Trois feuilles ont des parties à l'ombre (régions rouge, bleu et cyan) et au soleil (vert, jaune et magenta). 51
2.9 Résultats de l'identification de α pour chacun des trois couples pouvant présenter de la réflexion multiple. Pour la correspondance des couleurs, voir figure 2.8 et texte. Le spectres en tirets correspondent aux spectres estimés après identification de α 52

3.1 Pourcentage de l'azote foliaire total pour les principaux compartiments azotés des plantes des pays tempérés (plantes de type C_3) (source : d'après Lawlor *et al.* (2001) et Evans et Seemann (1989)). 62
3.2 Représentation schématique de la courbe de dilution d'azote et du principe de l'INN. Les concentrations en azote sont en %MS (source : d'après Gastal et Lemaire (2002) modifié). 64
3.3 Exemple d'une image obtenue avec le dispositif de mesure (20 juillet 2009). 69
3.4 Exemple d'une image obtenue avec le dispositif de mesure : (a) image entière, (b) zoom 71
3.5 Exemple d'image obtenue avec le protocole de mesure de l'expérimentation au champ avec des plantes isolées. 71
3.6 Résultats du modèle étalonné sur les spectres ASD (400-2500 nm) de l'INRA. 76
3.7 Résultats du modèle utilisant des spectres restreints à la plage 400 nm à 980 nm et avec un échantillonnage spectral de 3.7 nm. 77
3.8 Comparaison de la prédiction faite par le modèle ASD (étalonné sur fond blanc) sur des spectres ASD et des spectres caméra : (a) spectres obtenus avec un fond blanc, (b) spectres obtenus avec un fond noir. 79
3.9 Schéma illustrant le signal perçu au dessus d'une feuille placée au-dessus d'un fond. 80
3.10 Résultats du modèle utilisant les spectres de feuilles isolées à plat obtenus avec la caméra. 81
3.11 Illustration de l'intérêt du centrage des données : (a), image présentant de la réflexion spéculaire, (b), cartographie de l'azote prédit avec un modèle sans centrage des données, (c), cartographie de l'azote prédit avec un modèle avec centrage des données. 82
3.12 Résultats du modèle étalonné sur les feuilles de plantes en pot sous serre. 83
3.13 Résultats du modèle étalonné sur les feuilles au champ isolées. 84
3.14 Application sur les feuilles de plantes en pot du modèle étalonné sur feuilles au champ, plantes isolées. 85
3.15 Application sur les feuilles de plantes en pot (de concentration en azote inférieure à 4 %MS) du modèle étalonné sur les feuilles de plantes au champ (en situtation de plantes isolées). 86
3.16 Application sur les feuilles de plantes au champ du modèle étalonné sur feuilles de plantes en pot. 87
3.17 Résultats du modèle étalonné sur l'ensemble des données : les feuilles de plantes en pot et les feuilles au champ, plantes entières. 88
3.18 Comparaison des coefficients des modèles étalonnés sur plantes isolées, au champ, en pot ou avec l'ensemble des données. 88
3.19 Erreur quadratique moyenne de l'inversion en pourcentage du spectre à inverser pour chaque échantillon des jeux de données plantes en pot, plantes au champ et feuilles à plat. 89
3.20 Relation entre la concentration en azote réelle et la teneur en chlorophylle retrouvée par inversion du modèle Prospect : (a) pour les échantillons du jeu de données feuilles à plat, (b), pour les échantillons du jeu de données plantes en pot et (c) pour les échantillons du jeu de données feuilles au champ, plantes isolées. 90

3.21 Relation entre la concentration en azote réelle et la teneur en chlorophylle retrouvée par inversion du modèle Prospect pour tous les échantillons regroupés. 91

4.1 Exemples d'images obtenues pour la parcelle numéro 7 avec les trois configurations de mesure. 96
4.2 Résultats de l'application du modèle étalonné sur feuilles à plat (normalisation et 5 VL) sur les spectres simulés subissant des réflexions multiples. 97
4.3 Résultats du modèle étalonné sur le jeu comprenant des spectres simulés. 99
4.4 Résultats du modèle étalonné sur le jeu de données débarrassé de l'effet des réflexions multiples par la technique de l'EPO. 99
4.5 Comparaison des coefficients de la PLS pour les modèles étalonnés sur chacune des configurations de mesure. 103
4.6 Résultats du modèle étalonné sur l'ensemble du jeu de données comprenant toutes les configurations de mesure. 104

5.1 Moyenne du NDVI d'une microparcelle calculée sur un nombre croissant de pixels de l'image. 108
5.2 Suivi du NDVI au cours de la saison de croissance 2009 pour 4 génotypes. 109
5.3 Suivi du NDVI au cours de la saison de croissance pour 4 génotypes cultivés en pot sous serre (N1 : avec apport azoté, N2 : sans apport azoté). 110
5.4 Comparaison du NDVI au cours du temps pour les plantes au champ et sous serre : une couleur par génotype, triangle pour plantes en serre et carré pour plantes au champ (NB : les points isolés sur la droite correspondent aux plantes au champ pour lesquelles il n'y a pas de valeurs à 450 °-jours après floraison, la courbe est donc discontinue). 110
5.5 Suivi de la vitesse de fermeture du couvert au cours de la saison de croissance 2009 pour 4 génotypes de blé dur. 112
5.6 Histogrammes de distribution des concentrations en azote pour les 4 génotypes aux 4 stades de croissance. 115
5.7 Images couleur du génotype Lloyd aux 4 stades de croissance. 116
5.8 Cartographies d'azote obtenues en appliquant le modèle plantes isolées sur les images du génotype Lloyd aux 4 stades de croissance. 117
5.9 Images couleur de chaque génotype au stade montaison. 118
5.10 Cartographies d'azote obtenues en appliquant le modèle plantes isolées sur les images des 4 génotypes au stade montaison. 119

A.1 Image couleur de la céramique illustrant son hétérogénéité spatiale 130
A.2 écart-type en pourcentage de la moyenne pour la réflectance de la plaque de teflon 131
A.3 spectre moyen de réflectance de la céramique 132
A.4 écart-type en pourcentage de la moyenne de la réflectance de la céramique 132
A.5 Spectres de réflectance de la céramique pour différents angles d'incidence 134
A.6 Valeurs de a et b retrouvées par régression linaire 135
A.7 Résultats de l'identification par modèle de Horn 136
A.8 Comparaison de la réflectance hémisphérique mesuré en laboratoire et de celle obtenue par intégration du modèle de Horn 137

A.9 Dispositif de l'expérimentation pour tester la procédure de correction en réflectance 138
A.10 Comparaison des spectres de réflectance d'une feuille à plat obtenus en corrigeant les images avec une céramique de référence ou avec du spectralon 139

Liste des tableaux

1.1 Rappel des concepts de radiométrie. 11
1.2 Quelques exemples de corrélation du NDVI avec des paramètres physiques ou biochimiques des plantes. 22

2.1 Tableau récapitulatif des caractéristiques du système de mesure Garicc. . 42
2.2 Tableau récapitulatif de la campagne de mesure Garicc 2008. 44
2.3 Tableau récapitulatif de la campagne de mesure Garicc 2009. 45

3.1 Valeurs affectées pour la construction de la LUT à chaque paramètre d'entrée du modèle Prospect (Cab, la teneur en chlorophylle, Cdm, la teneur en matière sèche, Cw, la teneur en eau et N, le paramètre de structure interne, pour plus de détails sur le modèle voir paragraphe 1.3.2.2). . . . 73
3.2 Récapitulatif des jeux de données, des questions scientifiques soulevées et des études réalisées pour y répondre. 75
3.3 Caractéristiques des jeux de données de juillet et septembre 2009 (moyenne, écart-type, min et max en %MS). 81

4.1 Résultats de la prédiction de la concentration en azote de spectres simulés subissant de la réflexion secondaire (multiplication des spectres entre eux) obtenue à partir d'un modèle étalonné sur des spectres ne subissant aucune réflexion secondaire (sur la diagonale , la concentration en azote réelle de l'échantillon considéré). 98
4.2 Caractéristiques des modèles chimiométriques étalonnés sur les spectres de feuilles au champ (n, le nombre d'échantillons, k le nombre de variables latentes sélectionnées). 100
4.3 Valeurs de R^2 pour le test des modèles entre eux. 101
4.4 Valeurs de SEP pour le test des modèles entre eux. 101
4.5 Valeurs de biais pour le test des modèles entre eux. 101

Bibliographie

Abdi, H. (2007). Partial least square regression : Pls-regression. *In* Salkind, N. J., éditeur : *Encyclopedia of Measurement and Statistics*, pages 740–744. Thousand Oaks (CA) SAGE.

Abuelgasim, A. A., Gopal, S. et Strahler, A. H. (1998). Forward and inverse modelling of canopy directional reflectance using a neural network. *International Journal of Remote Sensing*, 19(3):453–471.

Alchanatis, V. et Schmilovitch, Z. (2005). In-field assessment of single leaf nitrogen status by spectral reflectance measurements. *Precision Agriculture*, 6:25–39.

Andrieu, B., Baret, F., Jacquemoud, S., Malthus, T. et Steven, M. (1997). Evaluation of an improved version of SAIL model for simulating bidirectional reflectance of sugar beet canopies. *Remote Sensing of Environment*, 60(3):247–257.

Arregui, L., Lasa, B., Lafarga, A., Irañeta, I., Baroja, E. et Quemada, M. (2006). Evaluation of chlorophyll meters as tools for n fertilization in winter wheat under humid mediterranean conditions. *European Journal of Agronomy*, 24(2):140–148.

Asner, G., Martin, R., Ford, A., Metcalee, D. et Liddell, M. (2009). Leaf chemical and spectral diversity in australian tropical forests. *Ecological Applications*, 19(1):236–253.

Atzberger, C., Guérif, M., Baret, F. et Werner, W. (2010). Comparative analysis of three chemometric techniques for the spectroradiometric assessment of canopy chlorophyll content in winter wheat. *Computers and Electronics in Agriculture*.

Babey, S. et Anger, C. (1989). Compact airborne spectrographic imager (casi). *Digest - International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2:1028–1031.

Babu, M. D. R., Lee, C.-H. et Rosenfeld, A. (1985). Determining plane orientation from specular reflectance. *Pattern Recognition*, 18(1):53–62.

Bacour, C. (2001). *Contributuion à la détermination des parmètres biophysiques des couverts végétaux par inversion de modèles de réflectance : analyses de sensibilité comparatives et configurations optimales*. Thèse de doctorat, UNIVERSITÉ PARIS 7.

Bacour, C., Jacquemoud, S., Leroy, M., Hautecœur, O., Weiss, M., Prévot, L., Bruguier, N. et Chauki, H. (2002). Reliability of the estimation of vegetation characteristics by inversion of three canopy reflectance models on airborne POLDER data. *Agronomie*, 22(6):555–565.

Baret, F., de Solan, B., Lopez-Lozano, R., Ma, K. et Weiss, M. (2010). Gai estimates of row crops from downward looking digital photos taken perpendicular to rows at 57.5 ° zenith angle : Theoretical considerations based on 3d architecture models and application to wheat crops. *Agricultural and Forest Meteorology*, 150:1393–1401.

Baret, F. et Fourty, T. (1997). *Diagnosis on the Nitrogen Status in Crops*, chapitre Radiometric Estimates of Nitrogen Status of Leaves and Canopies, pages 201–227. G. Lemaire (ed).

Baret, F. et Guyot, G. (1991). Potentials and limits of vegetation indices for lai and apar assessment. *Remote Sensing of Environment*, 35(2-3):161–173.

Bartholome, E. (1988). Radiometric measurements and crop yield forecasting. some observations over millet and sorghum experimental plots in mali. *International Journal of Remote Sensing*, 9(10-11):1539–1552.

Behaghel, J., Berthier, S. et Lafait, J. (1981). Propiétés optiques des surfaces sélectives : définitions et méthodes de caractérisation. *Journal de Physique (Paris), Colloque*, 42(1):355–364.

Bélanger, G., Walsh, J., Richards, J., Milburn, P. et Ziadi, N. (2001). Critical nitrogen curve and nitrogen nutrition index for potato in eastern canada. *American Journal of Potato Research*, 78(5):355–364.

Below, F. E. et Gentry, L. E. (1987). Effect of mixed n-nutrition on nutrient accumulation, partitioning, and productivity of corn. *Journal of Fertilizer Issues*, 4(3):79–85.

Bertheloot, J., Andrieu, B., Fournier, C. et Martre, P. (2008). A process-based model to simulate nitrogen distribution in wheat (triticum aestivum) during grain-filling. *Functional Plant Biology*, 35(10):781–796.

Bicheron, P. et Leroy, M. (1999). A method of biophysical parameter retrieval at global scale by inversion of a vegetation reflectance model. *Remote Sensing of Environment*, 67(3):251–266.

Blackmer, T. M. et Schepers, J. S. (1995). Use of a chlorophyll meter to monitor nitrogen status and schedule fertigation for corn. *Journal of Production Agriculture*, 8(1):56–60.

Bogrekci, I. et Lee, W. (2005). Spectral phosphorus mapping using diffuse reflectance of soils and grass. *Biosystems Engineering*, 91(3):305–312.

Boochs, F., Kupfer, G., Dockter, K. et Kuhbauch, W. (1990). Shape of the red edge as vitality indicator for plants. *International Journal of Remote Sensing*, 11(10):1741–1753.

Bousquet, L. (2007). *Mesure et modélisation de propriétés optiques spectrales et directionnelles des feuilles*. Thèse de doctorat, Université Paris 7 - Denis Diderot, Paris.

Bouveresse, E. et Massart, D. (1996a). Improvement of the piecewise direct standardisation procedure for the transfer of nir spectra for multivariate calibration. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 32(2):201–213.

Bouveresse, E. et Massart, D. (1996b). Standardisation of near-infrared spectrometric instruments : A review. *Vibrational Spectroscopy*, 11(1 SPEC. ISS.):3–15. c.

Brisson, N., Mary, B., Ripoche, D., Jeuffroy, M., Ruget, F.and Nicoullaud, B., Gate, P., Devienne-Barret, F., Antonioletti, R., Durr, C., Richard, G., Beaudoin, N., Recous, S., Tayot, X., Plenet, D., Cellier, P., Machet, J.-M., Meynard, J. et Delécolle, R. (1998). Stics : A generic model for the simulation of crops and their water and nitrogen balances. i. theory and parameterization applied to wheat and corn. *Agronomie*, 18(5-6):311–346.

Broge, N. et Leblanc, E. (2001). Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. *Remote Sensing of Environment*, 76(2):156–172.

Broge, N. et Mortensen, J. (2002). Deriving green crop area index and canopy chlorophyll density of winter wheat from spectral reflectance data. *Remote Sensing of Environment*, 81(1):45–57.

Card, D. H., Peterson, D. L., Matson, P. A. et Aber, J. D. (1988). Prediction of leaf chemistry by the use of visible and near infrared reflectance spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 26(2):123–147.

Carlson, T. et Ripley, D. (1997). On the relation between ndvi, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote Sensing of Environment*, 62(3):241–252.

Chelle, M. (1997). *Développement d'un modèle de radiosité mixte pour simuler la distribution du rayonnement dans les couverts végétaux*. Thèse de doctorat, Université de Rennes 1 - Institut de formation supérieur en informatique et communication, Rennes.

Chelle, M. (2006). Could plant leaves be treated as lambertian surfaces in dense crop canopies to estimate light absorption ? *Ecological Modelling*, 198(1-2):219–228.

Chen, P., Haboudane, D., Tremblay, N., Wang, J., Vigneault, P. et Li, B. (2010). New spectral indicator assessing the efficiency of crop nitrogen treatment in corn and wheat. *Remote Sensing of Environment*, 114(9):1987–1997.

Chiron de La Casinière, A. (2003). *Le rayonnement solaire dans l'environnement terrestre*. Publibook, Paris.

Cho, M., Skidmore, A., Corsi, F., van Wieren, S. et Sobhan, I. (2007). Estimation of green grass/herb biomass from airborne hyperspectral imagery using spectral indices and partial least squares regression. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 9(4):414–424.

Cho, M. A. et Skidmore, A. K. (2006). A new technique for extracting the red edge position from hyperspectral data : The linear extrapolation method. *Remote Sensing of Environment*, 101(2):181–193.

Cholick, F. A., Welsh, J. R. et Cole, V. C. (1977). Rooting patterns of semi-dwarf and tall winter wheat cultivars under dryland field conditions. *Crop Science*, 17(4):637–639.

Clevers, J. (1999). The use of imaging spectrometry for agricultural applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54(5-6):299–304.

Colnenne, C., Meynard, J., Reau, R., Justes, E. et Merrien, A. (1998). Determination of a critical nitrogen dilution curve for winter oilseed rape. *Annals of Botany*, 81(2):311–317.

Colombo, R., Bellingeri, D., Fasolini, D. et Marino, C. (2003). Retrieval of leaf area index in different vegetation types using high resolution satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 86(1):120–131.

Combal, B., Baret, F., Weiss, M., Trubuil, A., Macé, D., Pragnère, A., Myneni, R., Knyazikhin, Y. et Wang, L. (2003). Retrieval of canopy biophysical variables from bidirectional reflectance using prior information to solve the ill-posed inverse problem. *Remote Sensing of Environment*, 84(1):1–15.

Cook, R. L. et Torrance, K. E. (1981). Reflectance model for computer graphics. *Comput Graphics (ACM)*, 15(3):307–316.

Cooley, T., Anderson, G. P., Felde, G. W., Hoke, M. L., Ratkowski, A. J., Chetwynd, J. H., Gardner, J. A., Adler-Golden, S. M., Matthew, M. W., Berk, A., Bernstein, L. S., Acharya, P. K., Miller, D. et Lewis, P. (2002). FLAASH, a MODTRAN4-based atmospheric correction algorithm, its applications and validation. *In International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 3, pages 1414–1418.

Curran, P. J. (1989). Remote sensing of foliar chemistry. *Remote Sensing of Environment*, 30:271–278.

Curran, P. J., Dungan, J. L., Macler, B. A., Plummer, S. E. et Peterson, D. L. (1992). Reflectance spectroscopy of fresh whole leaves for the estimation of chemical concentration. *Remote Sensing of Environment*, 39(2):153–166.

Dawson, T.P.and Curran, P. et Plummer, S. (1998). Liberty - modeling the effects of leaf biochemical concentration on reflectance spectra. *Remote Sensing of Environment*, 65(1):50–60.

Dawson, T. P. et Curran, P. J. (1998). A new technique for interpolating the reflectance red edge position. *International Journal of Remote Sensing*, 19(11):2133–2139.

Desvignes, F. (1997). *Rayonnements optiques - Radiométrie, photométrie*. Masson, Paris, 2ème édition.

Di Girolamo, L. (1999). Reciprocity principle applicable to reflected radiance measurements and the searchlight problem. *Applied Optics*, 38(15):3196–3198.

Dumas, J. (1831). Procédés de l'analyse organique. *Annales de Chimie et Physique*, 2:198–213.

Evans, J. (1983). Nitrogen and photosynthesis in the flag leaf of wheat (*Triticum aestivum* l.). *Plant Physiology*, 72:297–302.

Evans, J. et Seemann, J. (1989). *Photosynthesis*, chapitre The allocation of protein nitrogen in the photosynthesis apparatus : costs, consequences and control, pages 183–205. Alan R Liss, New York.

Feibo, W., Lianghuan, W. et Fuhua, X. (1998). Chlorophyll meter to predict nitrogen sidedress requirements for short-season cotton (gossypium hirsutum l.). *Field Crops Research*, 56(3):309–314.

Filella, I. et Peñuelas, J. (1994). The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status. *International Journal of Remote Sensing*, 15(7):1459–1470.

Fitzgerald, G., Rodriguez, D. et O'Leary, G. (2010). Measuring and predicting canopy nitrogen nutrition in wheat using a spectral index-the canopy chlorophyll content index (ccci). *Field Crops Research*, 116(3):318–324.

Forina, M., Drava, G., Armanino, C., Boggia, R., Lanteri, S., Leardi, R., Corti, P., Conti, P., Giangiacomo, R., Galliena, C., Bigoni, R., Quartari, I., Serra, C., Ferri, D., Leoni, O. et Lazzeri, L. (1995). Transfer of calibration function in near-infrared spectroscopy. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 27:189–203.

Fox, R., Piekielek, W. et Macneal, K. (2001). Comparison of late-season diagnostic tests for predicting nitrogen status of corn. *Agronomy Journal*, 93(3):590–597.

Ganapol, B., Johnson, L., Hammer, P., Hlavka, C. et Peterson, D. (1998). Leafmod : A new within-leaf radiative transfer model. *Remote Sensing of Environment*, 63(2):182–193.

Gastal, F. et Lemaire, G. (2002). N uptake and distribution in crops : An agronomical and ecophysiological perspective. *Journal of Experimental Botany*, 53(370):789–799.

Gholizadeh, A., Amin, M., Anuar, A. et Aimrun, W. (2009). Evaluation of leaf total nitrogen content for nitrogen management in a malaysian paddy field by using soil plant analysis development chlorophyll meter. *American Journal of Agricultural and Biological Science*, 4(4):278–282.

Gitelson, A., Merzlyak, M. et Lichtenthaler, H. (1996). Detection of red edge position and chlorophyll content by reflectance measurements near 700 nm. *Journal of Plant Physiology*, 148(3-4):501–508.

Goetz, A. (1985). Imaging spectrometry for earth remote sensing. *Science*, 228:1147–1153.

Gorretta, N. (2009). *Proposition d'une approche de segmentation d'images hyperspectrales*. Thèse de doctorat, Université de Montpellier II, Montpellier.

Grant, L. (1987). Diffuse and specular characteristics of leaf reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 22(2):309–322.

Green, R., Eastwood, M., Sarture, C., Chrien, T., Aronsson, M.and Chippendale, B., Faust, J., Pavri, B., Chovit, C., Solis, M., Olah, M. et Williams, O. (1998). Imaging spectroscopy and the airborne visible/infrared imaging spectrometer (aviris). *Remote Sensing of Environment*, 65(3):227–248.

Gregory, P. J., Saxena, N. P., Arihara, J. et Ito, O. (1994). Root form and function in relation to crop productivity in cool-season food legumes. *In 2nd International Food legume Research Confernce on Pea, Lentil, Faba Bean, Chickpea and Grasspea*, volume 19, pages 809–820.

Guyot, G. (1989). *Signatures spectrales des surfaces naturelles*. Télédétection satellitaire. Paradigme.

Guyot, G. et Baret, F. (1988). Utilisation de la haute résolution spectrale pour suivre l'état des couverts végétaux . *In 4th International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, volume ESA SP - 287, Aussois, France.

Haardt, H. et Maske, H. (1987). Specific in vivo absorption coefficient of chlorophyll a at 675 nm. *Limnology and Oceanography*, 32(3):pp. 608–619.

Hansen, P. et Schjoerring, J. (2003). Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least square regression. *Remote Sensing of Environment*, 86:542–553.

Heege, H., Reusch, S. et Thiessen, E. (2008). Prospects and results for optical systems for site-specific on-the-go control of nitrogen-top-dressing in germany. *Precision Agriculture*, 9(3):115–131.

Hidema, J., Makino, A., Mae, T. et Ojima, K. (1991). Photosynthetic characteristics of rice leaves aged under different irradiances from full expansion through senescence. *Plant Physiology*, 97:1287–1293.

Hinzman, L., Bauer, M. et Daughtry, C. (1986). Effects of nitrogen fertilization on growth and reflectance characteristics of winter wheat. *Remote Sensing of Environment*, 19(1):47–61.

Hoad, S., Russell, G., Lucas, M. et Bingham, I. (2001). The management of wheat, barley, and oat root systems. *Advances in Agronomy*, 74:193–246.

Hopkins, W. G. (2003). *Physiologie végétale*. Bruxelles : De Boeck.

Horler, D. N. H., Dockray, M. et Barber, J. (1983). The red edge of plant leaf reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 4(2):273–288.

Horn, B. K. P. (1977). Understanding image intensity. *Artificial intelligence*, 8:201–231.

Houlès, V., Guérif, M. et Mary, B. (2007). Elaboration of a nitrogen nutrition indicator for winter wheat based on leaf area index and chlorophyll content for making nitrogen recommendations. *European Journal of Agronomy*, 27(1):1–11.

Huber, S., Kneubühler, M., Psomas, A., Itten, K. et Zimmermann, N. (2008). Estimating foliar biochemistry from hyperspectral data in mixed forest canopy. *Forest Ecology and Management*, 256(3):491–501.

Imanishi, J., Nakayama, A., Suzuki, Y., Imanishi, A., Ueda, N., Morimoto, Y. et Yoneda, M. (2010). Nondestructive determination of leaf chlorophyll content in two flowering cherries using reflectance and absorptance spectra. *Landscape and Ecological Engineering*, 6(2):219–234.

Inoue, Y. et Peñuelas, J. (2001). An aotf-based hyperspectral imaging system for field use in ecophysiological and agricultural applications. *International Journal of Remote Sensing*, 22(18):3883–3888.

Jacquemoud, S. et Baret, F. (1990). PROSPECT : A model of leaf optical properties spectra. *Remote Sensing of Environment*, 34(2):75–91.

Jacquemoud, S., Zarco-Tejada, P. J., Verhoef, W., Asner, G. P., Ustin, S. L., Baret, F. et François, C. (2006). PROSPECT+SAIL : 15 Years of use for land surface characterization. *In International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 1992–1995.

Jamieson, P., Semenov, M., Brooking, I. et Francis, G. (1998). Sirius : A mechanistic model of wheat response to environmental variation. *European Journal of Agronomy*, 8(3-4):161–179.

Justes, E., Mary, B., Meynard, J., Machet, J. et Thelier-Huche, L. (1994). Determination of a critical nitrogen dilution curve for winter wheat crops. *Annals of Botany*, 74(4):397–407.

Kichey, T., Hirel, B., Heumez, E., Dubois, F. et Le Gouis, J. (2007). In winter wheat (*Triticum aestivum L.*), post-anthesis nitrogen uptake and remobilisation to the grain correlates with agronomic traits and nitrogen physiological markers. *Field Crops Research*, 102(1):22–32.

Kimes, D. S., Knyazikhin, Y., Privette, J. L., Abuelgasim, A. A. et Gao, F. (2000). Inversion methods for physically-based models. *Remote Sensing Reviews*, 18(2):381–439.

Kneizys, F. X., Abreu, L. W., Anderson, G. P., Chetwynd, J. H., Shettle, E. P., Berk, A., Bernstein, L. S., Robertson, D. C., Acharya, P., Rothman, L. S., Selby, J. E., Gallery, W. O. et Clough, S. A. (1996). The MODTRAN 2/3 report and LOWTRAN 7 MODEL. *Prepared by ONtar Corporation for PL/GPOS, Technical Report*.

Kokaly, R. (2001). Investigating a physical basis for spectroscopic estimates of leaf nitrogen concentration. *Remote Sensing of Environment*, 75(2):153–161.

Kokaly, R. et Clark, R. (1999). Spectroscopic determination of leaf biochemistry using band-depth analysis of absorption features and stepwise multiple linear regression. *Remote Sensing of Environment*, 67(3):267–287.

LaCapra, V., Melack, J., Gastil, M. et Valeriano, D. (1996). Remote sensing of foliar chemistry of inundated rice with imaging spectrometry. *Remote Sensing of Environment*, 55(1):50–58.

Lambert, J. H. (1760). *Photometria sive de mensura et gradibus luminis, colorum et umbrae*. Basel, Augustae Vindelicorum *aussi* Photométrie ou de la mesure et de la gradation de la lumière, des couleurs et de l'ombre, translated by Boye, Couty, Saillard, Paris, L'Harmatton, 1997.

Lawlor, D. W., Lemaire, G. et Gastal, F. (2001). *Plant Nitrogen*, chapitre Nitrogen, Plant Growth and Crop Yield, pages 343–368. Jean-F. Morot Gaudry (Eds.).

Lee, W., Searcy, S. et Kataoka, T. (1999). Assessing nitrogen stress in corn varieties of varying color. *In 1999 ASAE Annual International Meeting*, numéro Paper No 99-3034 de ASAE Meeting Presentation, Toronto, Ontario Canada. ASAE, 2950 Niles Rd., St. Joseph, MI 49085-9659 USA.

Lemaire, G. et Gastal, F. (1997). *Diagnosis of the Nitrogen Satus in Crops*, chapitre N Uptake and Distribution in Plant Canopies, pages 3–43. G. Lemaire (Ed.).

Lemaire, G., Jeuffroy, M.-H. et Gastal, F. (2008). Diagnosis tool for plant and crop n status in vegetative stage. theory and practices for crop n management. *European Journal of Agronomy*, 28(4):614–624.

Lennon, M. (2002). *Méthodes d'analyse d'images hyperspectrales. Exploitation du capteur aéroporté CASI pour des applications de cartographie agro-environnementale en Bretagne* . Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, Rennes.

Lichtenthaler, H., Gitelson, A. et Lang, M. (1996). Non-destructive determination of chlorophyll content of leaves of a green and an aurea mutant of tobacco by reflectance measurements. *Journal of Plant Physiology*, 148(3-4):483–493.

Makino, A., Mae, T. et Ohira, K. (1983). Photosynthesis and ribulose 1,5-biphosphate carboxylase in rice leaves. *Plant Physiology*, 73:1002–1007.

Manschadi, A., Hammer, G., Christopher, J. et DeVoil, P. (2008). Genotypic variation in seedling root architectural traits and implications for drought adaptation in wheat (triticum aestivum l.). *Plant and Soil*, 303(1-2):115–129.

Manske, G. G. B. et Vlek, P. L. G. (2002). *Plant roots : the hidden half*, chapitre Root architecture - wheat as a model plant, pages 249–259. Marcel Dekker Inc. ; New York ; USA, ed.3 édition.

Martens, H. et Næs, T. (1998). *Multivariate calibration*. John Wiley & Sons.

Merzlyak, M., Chivkunova, O., Solovchenko, A. et Naqvi, K. (2008). Light absorption by anthocyanins in juvenile, stressed, and senescing leaves. *Journal of Experimental Botany*, 59(14):3903–3911.

Miller, J. R., Hare, E. W. et Wu, J. (1990). Quantitative characterization of the vegetation red edge reflectance 1. An inverted-Gaussian reflectance model. *International Journal of Remote Sensing*, 11(10):1755–1773.

Mistele, B. et Schmidhalter, U. (2008). Spectral measurements of the total aerial n and biomass dry weight in maize using a quadrilateral-view optic. *Field Crops Research*, 106(1):94–103.

Montemurro, F., Maiorana, M., Ferri, D. et Convertini, G. (2006). Nitrogen indicators, uptake and utilization efficiency in a maize and barley rotation cropped at different levels and sources of n fertilization. *Field Crops Research*, 99(2-3):114–124.

Morón, A., Garcìa, A., Sawchik, J. et Cozzolino, D. (2007). Preliminary study on the use of near-infrared reflectance spectroscopy to assess nitrogen content of undried wheat plants. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 87(1):147–152.

Nicodemus, F. E., Richmond, J. C., Ginsberg, I. W. et Limperis, T. (1977). Geometrical Consideration and Nomenclature for Reflectance. Monograph, *N* MN-160, NBS.

O'Brien, L. (1979). Genetic variability of root growth in wheat (*Triticum aestivum L.*). *Australian Journal of Agricultural Research*, 30(4):587–595.

Peñuelas, J. et Filella, I. (1998). Visible and near-infrared reflectance techniques for diagnosing plant physiological status. *Trends in Plant Science*, 3:151–156.

Peñuelas, J., Gamon, J., Griffin, K. et Field, C. (1993). Assessing community type, plant biomass, pigment composition, and photosynthetic efficiency of aquatic vegetation from spectral reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 46(2):110–118.

Pearlman, J., Barry, P., Segal, C., Shepanski, J., Beiso, D. et Carman, S. (2003). Hyperion, a space-based imaging spectrometer. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(6 PART I):1160–1173.

Picard, R. et Cook, R. (1984). Cross-validation of regression models. *Journal of the American Statistical Association*, 79(387):575–583.

Pontailler, J.-Y., Hymus, G. et Drake, B. (2003). Estimation of leaf area index using ground-based remote sensed ndvi measurements : Validation and comparison with two indirect techniques. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29(3):381–387.

Pu, R., Gong, P., Biging, G. S. et Larrieu, M. R. (2003). Extraction of red edge optical parameters from hyperion data for estimation of forest leaf area index. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(4 PART II):916–921.

Rambo, L., Ma, B.-L., Xiong, Y. et da Silvia, P. (2010). Leaf and canopy optical characteristics as crop-n-status indicators for field nitrogen management in corn. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 173(3):434–443.

Reeves, D. W., Mask, P. L., Wood, C. W. et Delaney, D. P. (1993). Determination of wheat nitrogen status with a hand-held chlorophyll meter : Influence of management practices. *Journal of Plant Nutrition*, 16:781–796.

Richards, R. A. et Passioura, J. B. (1989). A breeding program to reduce the diameter of the major xylem vessel in the seminal roots of wheat and its effect on grain yield in rain-fed environments. *Australian Journal of Agricultural Research*, 40(5):943–950.

Roger, J. M., Chauchard, F. et Bellon-Maurel, V. (2003). Epo-pls external parameter orthogonalisation of pls application to temperature-independent measurement of sugar content of intact fruits. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 66(2):191–204.

Savitzky, A. et Golay, M. J. E. (1964). Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical Chemistry*, 36(8):1627–1639.

Schaepman-Strub, G., Schaepman, M., Painter, T., Dangel, S. et Martonchik, J. (2006). Reflectance quantities in optical remote sensing-definitions and case studies. *Remote Sensing of Environment*, 103(1):27–42.

Scotford, I. et Miller, P. (2004). Combination of spectral reflectance and ultrasonic sensing to monitor the growth of winter wheat. *Biosystems Engineering*, 87(1):27–38.

Segelstein, D. (1981). *The complex refractive index of water*. Thèse de doctorat, University of Missouri, USA, Kansas City.

Siddique, K., Belford, R. et Tennant, D. (1990). Root :shoot ratios of old and modern, tall and semi-dwarf wheats in a mediterranean environment. *Plant and Soil*, 121(1):89–98.

Sims, D. A. et Gamon, J. A. (2003). Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance : a comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features. *Remote Sensing of Environment*, 84(4):526 – 537.

Smith, A., Bourgeois, G., Teillet, P., Freemantle, J. et Nadeau, C. (2008). A comparison of ndvi and mtvi2 for estimating lai using chris imagery : A case study in wheat. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 34(6):539–548.

Sowers, K., Pan, W., Miller, B. et Smith, J. (1994). Nitrogen use efficiency of split nitrogen applications in soft white winter wheat. *Agronomy Journal*, 86(6):942–948.

Spaner, D., Todd, A., Navabi, A., McKenzie, D. et Goonewardene, L. (2005). Can leaf chlorophyll measures at differing growth stages be used as an indicator of winter wheat and spring barley nitrogen requirements in eastern canada ? *Journal of Agronomy and Crop Science*, 191(5):393–399.

Stroppiana, D., Boschetti, M. et Brivio, P.A.and Bocchi, S. (2009). Plant nitrogen concentration in paddy rice from field canopy hyperspectral radiometry. *Field Crops Research*, 111(1-2):119–129.

Stuckens, J., Verstraeten, W., Delalieux, S., Swennen, R. et Coppin, P. (2009). A dorsiventral leaf radiative transfer model : Development, validation and improved model inversion techniques. *Remote Sensing of Environment*, 113(12):2560–2573.

Swain, D. et Jagtap Sandip, S. (2010). Development of spad values of medium- and long-duration rice variety for site-specific nitrogen management. *Journal of Agronomy*, 9(2):38–44.

Swierenga, H., Haanstra, W., De Weijer, A. et Buydens, L. (1998). Comparison of two different approaches toward model transferability in nir spectroscopy. *Applied Spectroscopy*, 52(1):7–16.

Swierenga, H., Weijer, A., van Wijk, R. et Buydens, L. (1999). Strategy for constructing robust multivariatecalibration models. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 49(1):1–17.

Tenenhaus, M. (1998). *La régression PLS : théorie et pratique*. Éditions Technip.

Tilling, A., O'Leary, G., Ferwerda, J., Jones, S., Fitzgerald, G., Rodriguez, D. et Belford, R. (2007). Remote sensing of nitrogen and water stress in wheat. *Field Crops Research*, 104(1-3):77–85.

Torrance, K. et Sparrow, E. (1967). Theory for off-specular reflection from roughened surfaces. *Journal of the Optical Society of America*, 57(9):1105–1114.

Tucker, C., Elgin Jr., J., McMurtrey III, J. et Fan, C. (1979). Monitoring corn and soybean crop development with hand-held radiometer spectral data. *Remote Sensing of Environment*, 8(3):237–248.

Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2):127–150.

Vandeginste, B. G. M., Massart, D. L., Buydens, L. M. C., De Jong, S., Lewi, P. J. et Smeyers-Verbeke, J. (1998). *Handbook of Chemometrics and Qualimetrics : Part B*, volume 20B de *Data Handling in Science and Technology*. Elsevier Science.

Vasques, G., Grunwald, S. et Sickman, J. (2009). Modeling of soil organic carbon fractions using visible-near-lnfrared spectroscopy. *Soil Science Society of America Journal*, 73(1):176–184.

Vermote, E., Tanré, D., Deuzé, J., Herman, M. et Morcrette, J.-J. (1997). Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6s : an overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3):675–686.

Vidal, I., Longeri, L. et Hétier, J. (1999). Nitrogen uptake and chlorophyll meter measurements in spring wheat. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 55(1):1–6.

Vigneau, N. (2007). Potentiel de l'imagerie hyperspectrale pour détecter et quantifier le stress de la végétation. Mémoire de D.E.A., Ecole Nationale Supérieure d'Agronomie de Toulouse.

Weiss, M., Baret, F., Myneni, R. B., Pragnère, A. et Knyazikhin, Y. (2000). Investigation of a model inversion technique to estimate canopy biophysical variables from spectral and directional reflectance data. *Agronomie*, 20(1):3–22.

Wessman, C. A. (1990). Evaluation of canopy biochemistry. *In* Mooney, R. J. H. et A., H., éditeurs : *Remote Sensing of Biosphere Functioning*, pages 135–156. Springer-Verlag, New York.

Wiegand, C., Maas, S., Aase, J., Hatfield, J., Pinter Jr., P., Jackson, R., Kanemasu, E. et Lapitan, R. (1992). Multisite analyses of spectral-biophysical data for wheat. *Remote Sensing of Environment*, 42(1):1–21.

Wold, S., Sjöström, M. et Eriksson, L. (2001). Pls-regression : a basic tool of chemometrics. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 58:109–130.

Wu, C., Niu, Z., Tang, Q. et Huang, W. (2008). Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices : Modeling and validation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(8-9):1230–1241.

Xie, Y. et Hopke, P. (1999). Calibration transfer as a data reconstruction problem. *Analytica Chimica Acta*, 384(2):193–205.

Xue, L. et Yang, L. (2009). Deriving leaf chlorophyll content of green-leafy vegetables from hyperspectral reflectance. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64(1):97–106.

Yoder, B. et Waring, R. (1994). The normalized difference vegetation index of small douglas-fir canopies with varying chlorophyll concentrations. *Remote Sensing of Environment*, 49(1):81–91.

Zarco-Tejada, P. J., Miller, J. R., Noland, T. L., Mohammed, G. H. et Sampson, P. H. (2001). Scaling-up and model inversion methods with narrowband optical indices for chlorophyll content estimation in closed forest canopies with hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(7):1491–1507.

Zarco-Tejada, P. J., Rueda, C. A. et Ustin, S. L. (2003). Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods. *Remote Sensing of Environment*, 85(1):109–124.

Zeaiter, M. (2004). *Mesures robustes en ligne des solutés organiques par spectrométrie infrarouge et étalonnages multivariés*. Thèse de doctorat, Université Montpellier II.

Ziadi, N., Bélanger, G., Claessens, A., Lefebvre, L., Cambouris, A., Tremblay, N., Nolin, M. et Parent, L.-E. (2010). Determination of a critical nitrogen dilution curve for spring wheat. *Agronomy Journal*, 102(1):241–250.

Ziadi, N., Brassard, M., Bélanger, G., Claessens, A., Tremblay, N., Cambouris, A., Nolin, M. et Parent, L.-E. (2008). Chlorophyll measurements and nitrogen nutrition index for the evaluation of corn nitrogen status. *Agronomy Journal*, 100(5):1264–1273.

Potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage : application à la concentration en azote du blé

Résumé :
Le phénotypage consiste à caractériser les plantes et leur comportement en vue de la sélection génétique. Cette étude a évalué le potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité pour répondre à ces besoins. Elle s'appuie sur le lien existant entre la physiologie des plantes et leurs propriétés optiques. Cette étude a montré qu'il est possible de retrouver la réflectance des feuilles en dépit d'un éclairage naturel variable. La procédure de correction mise en place permet de retrouver la réflectance vraie de feuilles à plat et introduit un effet additif (dû à la réflexion spéculaire), un effet multiplicatif (dû au niveau d'éclairement) et un effet non linéaire (dû aux réflexions multiples) sur les feuilles inclinées des plantes au champ. Cependant, nous avons montré également que, grâce à des pré-traitements des spectres adéquats et à la PLS (Partial Least Square regression), la concentration en azote est accessible à partir de la réflectance (400-1000 nm) de feuilles fraîches sur pied. L'étude de spectres simulés a montré que la non prise en compte des réflexions multiples dans l'étalonnage d'un modèle conduisait à une surestimation de la concentration en azote des feuilles subissant des réflexions multiples. Enfin, cette étude a illustré l'intérêt de l'imagerie hyperspectrale de proximité par rapport à la spectrométrie ponctuelle. Le fait d'avoir une image, combiné à la haute résolution spatiale permet d'obtenir des données plus représentatives de la parcelle et de calculer,par exemple, une vitesse de fermeture de couvert. La réalisation de cartographies d'azote permet de suivre la concentration en azote dans différents étages foliaires ou parties d'une même feuille.

Mots clés : Imagerie hyperspectrale de proximité, réflectance, concentration en azote, blé.

Potentiality of close-range hyperspectral imaging as a tool for phenotyping : application to wheat nitrogen concentration

Abstract :
Phenotyping consists in characterising plants and their behavior with the aim of the genetic selection. This study estimated the potential of the close-range hyperspectral imaging to meet these needs. It leans on the link existing between plant physiology and their optical properties. This study showed that it is possible to find leaf reflectance in spite of a variable natural lighting. The developed correction procedure allows finding the true reflectance of flat leaves and introduces an additive effect (due to specular reflection), a multiplicative effect (due to illumination level) and a not linear effect (due to the multiple reflections) on inclinated leaves of plants in the field. However, we also showed that, thanks to adequate preprocessing of the spectra and to PLS (Partial Least Square regression), the nitrogen concentration is accessible from the reflectance (400-1000 nm) of fresh leaves on standing plants. The study of simulated spectra showed that the not consideration of the multiple reflections in the calibration of a model lead to an overestimation of the nitrogen concentration leaves undergoing multiple reflections. Finally, this study illustrated the interest of close-range hyperspectral imaging with regard to the punctual spectrometry. The fact of having an image, combined with the high spatial resolution allows to obtain more representative data of the plot and to calculate, for example, a speed of cover closure. Nitrogen mappings allow following the nitrogen concentration in various leaf level or parts of the same leaf.

Keywords : Close-range hyperspectral imaging, reflectance, nitrogen concentration, wheat.

Cemagref
Sciences, eaux & territoires

CEMAGREF-UMR ITAP
361 rue J.F. Breton BP 5095
34196 MONTPELLIER cedex 5

Montpellier SupAgro