



**HAL**  
open science

# Couplage entre modélisation opto-physique des scènes de végétation complexes et chimiométrie : application au phénotypage par imagerie hyperspectrale de proximité

Nathalie Al Makdessi

## ► To cite this version:

Nathalie Al Makdessi. Couplage entre modélisation opto-physique des scènes de végétation complexes et chimiométrie : application au phénotypage par imagerie hyperspectrale de proximité. Modélisation et simulation. Université Montpellier, 2017. Français. NNT : 2017MONT017 . tel-01899453

**HAL Id: tel-01899453**

**<https://theses.hal.science/tel-01899453>**

Submitted on 19 Oct 2018

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# THÈSE POUR OBTENIR LE GRADE DE DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

**En Informatique**

**École doctorale I2S**

**Unité de recherche ITAP, Irstea**

## **Couplage Entre Modélisation Opto-Physique Des Scènes De Végétation Complexes Et Chimiométrie : Application Au Phénotypage Par Imagerie Hyperspectrale De Proximité**

**Présentée par Nathalie AL MAKDESSI**

**Le 16 Novembre 2017**

**Sous la direction de Gilles Rabatel**

**Devant le jury composé de**

**Stéphane JACQUEMOUD, Professeur, IPG, Université Diderot**

**Jocelyn CHANUSSOT, Professeur, GIPSA-lab, Université de Grenoble**

**Frédéric BARET, Directeur de Recherche, INRA-EMMAH, Avignon**

**Camille LELONG, Chargée de Recherche, CIRAD-TETIS, Montpellier**

**Martin ECARNOT, Ingénieur, INRA-AGAP, Montpellier**

**Gilles RABATEL, Directeur de Recherche, IRSTEA-ITAP, Montpellier**

**Rapporteur**

**Rapporteur**

**Examineur**

**(Président du jury)**

**Examineur**

**Co-encadrant**

**Directeur de thèse**



**UNIVERSITÉ  
DE MONTPELLIER**



---

L'ÉTERNEL est mon berger : je ne manquerai de rien...  
Quand je marche dans la vallée de l'ombre de la mort,  
Je ne crains aucun mal, car tu es avec moi:  
Ta houlette et ton bâton me rassurent.  
*-Psalm 23-*



---

# *Remerciements*

Il me sera très difficile de remercier tout le monde car c'est grâce au soutien moral et intellectuel d'un grand nombre de personnes qui ont cru en moi que j'ai pu arriver au bout de cette thèse.

Je tiens à exprimer, en premier lieu, mes plus vifs remerciements à mon directeur de thèse, Gilles Rabatel, pour ses multiples conseils pédagogiques et scientifiques et pour toutes les heures qu'il a consacrées à diriger ce projet de recherche. Je suis ravi d'avoir travaillé sous sa direction car sa compétence, sa rigueur scientifique et ses qualités humaines d'écoute et de compréhension m'ont beaucoup appris. Ils ont été et resteront des moteurs de mon travail de chercheur.

Mes remerciements vont également à mes co-encadrant de thèse Martin Ecarnot et Pierre Roumet, pour leur attention de tout instant sur l'avancement de mes travaux, leur conseils et leur points de vues agronomiques qui m'ont beaucoup aidés à progresser dans mon travail. Leur énergie et leur gentillesse ont été des éléments moteurs pour moi. J'ai pris un grand plaisir à travailler avec eux.

J'exprime tous mes remerciements à Madame Camille Lelong et Messieurs Jocelyn CHANUSSOT, Stéphane JACQUEMOUD et Frédéric Baret pour l'honneur qu'ils m'ont fait d'être dans mon jury de thèse.

Je remercie toutes les personnes de l'équipe « COMIC » dont j'ai fait partie durant ces trois années au sein d'IRSTEA. Les discussions que j'ai pu avoir durant les réunions d'équipe ou en dehors m'ont beaucoup apportées.

Je tiens à associer à ces remerciements, Frédéric Campon de m'avoir aidé à effectuer tous mes manip sur le terrain.

Je passe ensuite une dédicace spéciale à mes deux grandes familles que j'ai eu le plaisir de rencontrer durant ces années à Montpellier après avoir quitté ma famille d'origine au Liban.

Tout d'abord à ma famille à « ITAP », merci beaucoup pour la bonne ambiance de travail mais également pour les nombreux bons moments passés ensemble et pour les pauses cafés, les soirées, sorties ou autres qui m'ont permis de me déconnecter du stress de la thèse et de sourire même durant la période la plus délicate de rédaction. Entre autres Rim, Fabien, Maxime, Nieck, Féderica, Assline, Daniel, Mathieu, Adel, Ana, Sylvain, Julien, ...

Il m'est impossible d'oublier Maroua mon amie tunisienne du bureau. Merci beaucoup d'être présente à côté de moi dans tous les moments de joie, de folie, de déprime, ... C'était un grand plaisir de t'avoir connue et d'avoir partagé avec toi tous ces beaux moments (P.S. désolée pour toutes les prises de judo.)

Je tiens à remercier tout particulièrement Serge Guillaume pour son soutien moral et son aide pédagogique et administrative. Merci!

Ensuite une grande pensée à ma seconde famille « en dehors du labo ». Merci beaucoup cher(e)s ami(e)s pour tous les beaux souvenirs ensemble: voyages, soirées, repas, etc... et pour tout votre aide et soutien. Tout particulièrement Anas, Zakaria, Nancy, Assala, Mariam, Rouba, Joelle, Toufik, Dana, Fatima...

---

A mes deux amies que j'aime beaucoup Paméla et Awaz, mes mots seront insuffisants pour vous remercier pour tous les beaux moments qu'on a partagé. Vous m'avez aidé, soutenu et surtout supporté dans tout ce que j'ai entrepris. Merci!

Je souhaite aussi remercier du fond du cœur Tewfik et Karima Sari qui étaient toujours à mes côtés et d'avoir accueilli ma famille durant leur séjour à Montpellier. Merci beaucoup!

Enfin, aucune formule ne serait assez forte pour remercier ma famille, mon père Antoun, ma mère Sabah, mes deux sœurs Marie-Rose et Roula, mon frère Maawad et ma belle sœur Mirna, pour leur immense soutien moral tout au long de ces années. Merci de m'avoir supportée durant toute cette période. Merci d'avoir cru en moi! Maintenant j'y suis! Cette thèse est la vôtre. Sans vous je ne serais pas aujourd'hui là où je suis!

# Table des matières

<b>0</b>	<b>Introduction</b>	<b>9</b>
<b>1</b>	<b>De la mesure spectrale à la mesure hyperspectrale des plantes pour la caractérisation d'un couvert végétal</b>	<b>11</b>
1.1	Importance de la mesure des variables agronomiques pour la caractérisation et le suivi des plantes	12
1.1.1	Agriculture raisonnée et phénotypage	12
1.1.2	Les variables d'intérêts pour la caractérisation d'un couvert végétal	13
1.1.2.1	Variables de structure	13
1.1.2.2	Variables biochimiques	15
1.1.2.3	Variables intégratives	16
1.2	Notions de spectrométrie	19
1.2.1	Absorption et fluorescence	19
1.2.1.1	Phénomène d'absorption: Loi de Beer-Lambert	19
1.2.1.2	La fluorescence:	20
1.2.2	Phénomènes de réflexion:	21
1.2.2.1	Définitions:	21
1.2.2.2	Réflexion de surface:	21
1.2.2.3	Réflexion diffuse:	22
1.2.2.4	Fonction Bidirectionnelle de Distribution de Réflectance: BRDF	22
1.2.2.5	Réflectance	24
1.3	Signature spectrale de la végétation:	25
1.3.1	Propriétés optiques des feuilles:	25
1.3.1.1	La BRDF des feuilles	25
1.3.1.2	Caractéristiques générales de la réflectance	25
1.3.2	Propriétés géométriques et optiques d'un couvert végétal:	27
1.3.2.1	Structure du couvert	27
1.3.2.2	Influence de la structure du couvert végétal sur le transfert radiatif	27
1.3.2.3	Propriétés optiques du sol nu	29
1.4	Application à la caractérisation de la végétation	31
1.4.1	Les différentes approches	31
1.4.1.1	Les indices de végétation	31
1.4.1.2	Inversion d'un modèle de transfert radiatif	31
1.4.1.3	Approche statistique prédictive basée sur l'ensemble de information spectrale	32
1.4.2	Caractérisation à l'échelle de la feuille	33
1.4.2.1	Approche basée sur les indices spectraux:	33
1.4.2.2	Spectrométrie couplée à un modèle de transfert radiatif: PROSPECT	36
1.4.2.2.1	Dispositifs de mesure	36



1.4.2.2	Modèle de transfert radiatif: PROSPECT . . . . .	37
1.4.2.3	Spectrométrie couplée à la PLS-R . . . . .	38
1.4.3	Caractérisation à l'échelle de la canopée . . . . .	38
1.4.3.1	Imagerie multispectrale et hyperspectrale . . . . .	38
1.4.3.2	Enjeux de l'imagerie d'extérieur: éclairage naturel et effets de la structure de la canopée . . . . .	39
1.4.3.2.1	Éclairage naturel . . . . .	39
1.4.3.2.2	Structure de la canopée . . . . .	41
1.4.3.3	Imagerie à basse résolution . . . . .	41
1.4.3.3.1	Approches basées sur le calcul d'indices spectraux . . . . .	41
1.4.3.3.2	Modèle physique: PROSAIL . . . . .	42
1.4.3.4	Imagerie à haute résolution . . . . .	44
1.4.3.4.1	Modèle PROCOSINE . . . . .	44
1.4.3.4.2	PLS-R . . . . .	44
1.4.4	Conclusion . . . . .	47
<b>2</b>	<b>Analyse spectrale des réflexions multiples dans l'imagerie hyperspectrale des scènes de végétation</b>	<b>49</b>
2.1	Introduction . . . . .	49
2.2	Matériels et méthodes . . . . .	51
2.2.1	Outils de simulation . . . . .	51
2.2.1.1	Simulation des scènes de canopées de blé avec ADEL-Wheat . . . . .	52
2.2.1.2	Simulation de la propagation de la lumière avec Caribu . . . . .	52
2.2.1.3	Adaptation de Caribu à la simulation d'imagerie hyperspectrale . . . . .	54
2.2.2	Analyse des données . . . . .	55
2.2.2.1	Références de réflectance, transmittance et teneur en azote des feuilles . . . . .	55
2.2.2.2	Simulation spectrale . . . . .	56
2.2.2.3	Analyse en composantes principales (ACP) . . . . .	57
2.2.2.4	Régression PLS pour l'évaluation LNC . . . . .	57
2.3	Résultats et discussion . . . . .	59
2.3.1	Analyse en composantes principales . . . . .	59
2.3.1.1	Distribution des spectres sans et avec réflexions multiples (MSD et MSE) . . . . .	59
2.3.1.2	Interprétation physique . . . . .	60
2.3.1.3	Influence de l'exposition et de la hauteur des feuilles . . . . .	63
2.3.2	Réflexions multiples et prédiction azote . . . . .	64
2.3.2.1	Modèle PLS étalonné sur les spectres de base . . . . .	64
2.3.2.1.1	Application aux spectres simulés avec réflexions multiples . . . . .	65
2.3.2.2	Modèle étalonné sur les spectres avec réflexions multiples . . . . .	67
2.4	Conclusion . . . . .	69
<b>3</b>	<b>Une méthode de correction spectrale des effets de réflexions multiples dans une image hyperspectrale de végétation</b>	<b>71</b>
3.1	Introduction . . . . .	71
3.2	Méthodes pour s'affranchir des perturbations externes . . . . .	73
3.2.1	Pré-traitements . . . . .	73
3.2.2	Méthodes par projection . . . . .	73
3.2.2.1	Projection orthogonale à l'espace utile . . . . .	73
3.2.2.2	Projection orthogonale selon l'espace des perturbations . . . . .	74
3.3	Notre proposition : projection oblique . . . . .	77
3.3.1	Principe de la méthode . . . . .	77

3.3.1.1	Détermination des espaces $E_B$ et $E_W$ : . . . . .	77
3.3.1.2	Construction de la matrice de projection oblique . . . . .	77
3.3.2	Construction analytique de l'espace des perturbations pour les réflexions multiples	78
3.4	Ajustement des paramètres de construction analytique par simulation . . . . .	81
3.4.1	Protocole . . . . .	81
3.4.2	Résultats . . . . .	81
3.5	Comparaison de la méthode proposée avec les méthodes EPO et DROP-D . . . . .	85
3.5.1	Application de la méthode EPO . . . . .	85
3.5.2	Application de la méthode DROP-D . . . . .	86
3.6	Conclusion . . . . .	87
<b>4</b>	<b>Évaluation de la méthode sur des images hyperspectrales de plantes en conditions réelles</b>	<b>89</b>
4.1	Introduction . . . . .	89
4.2	Évaluation de la méthode sur des feuilles de blé cultivées en pot . . . . .	91
4.2.1	Protocole expérimental . . . . .	91
4.2.2	Résultats et discussion . . . . .	92
4.2.3	Conclusion sur l'expérimentation en pot . . . . .	94
4.3	Évaluation de la méthode sur des feuilles de blé au champ . . . . .	97
4.3.1	Protocole expérimental . . . . .	97
4.3.2	Comparaison entre les valeurs d'azote estimées sans et avec projection . . . . .	97
4.3.3	Comparaison entre valeurs moyennes d'azote estimés et valeurs ASD . . . . .	100
4.3.3.1	Influence de la correction du spectralon sur les modèles de prédictions	101
4.4	Conclusion sur l'expérimentation au champ . . . . .	105
<b>5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>107</b>



# Chapitre 0

## Introduction

DANS l'agriculture, l'amélioration du rendement végétal exige de comprendre comment les génotypes interagissent avec l'environnement afin de développer des variétés plus efficaces dans diverses conditions de production. À cette fin, les plantes doivent être évaluées en termes de croissance et de développement, de résistance au stress et de composition biochimique, pour une large diversité génétique. Leur comportement dépend fortement de la capacité de la canopée à acquérir et à utiliser les ressources externes (interception de la lumière, de l'eau ou des nutriments), qui sont déterminées par le contenu biochimique et la distribution spatiale (traits d'architecture) de leurs organes.

Étant donné que le rayonnement incident interagit avec la végétation selon les phénomènes d'absorption et de diffusion, le rayonnement réfléchi contient des informations sur le contenu biochimique ainsi que sur le trait architectural de la végétation en question. Ces caractéristiques peuvent être évaluées à partir de capteurs optiques distants pour des échelles différentes de la plante.

À l'échelle individuelle, un contact entre la feuille et la lumière incidente, grâce à une pince, permet de collecter des informations spectrales de réflectance ou de transmittance. Ces signaux fournissent directement les propriétés des feuilles cibles sans être modifiés par la structure de la canopée. Certains contenus biochimiques, comme la teneur en chlorophylle, peuvent se déduire directement de la signature spectrale de la feuille. D'autres composantes foliaires sont estimées suivant un couplage des informations optiques de la feuille à des méthodes statistiques comme la régression PLS.

À l'échelle de la canopée, la télédétection hyperspectrale avec les satellites ou les avions permet d'évaluer la variabilité spatiale et temporelle de l'état de la végétation à des échelles allant du local au global. Les images sont généralement traitées en appliquant des méthodes statistiques (PLS-R par exemple) pour estimer diverses propriétés biochimiques des feuilles. Cependant, plusieurs phénomènes optiques doivent être pris en compte lors de l'application de cette approche aux scènes de végétation dans des conditions naturelles. Notamment, les facteurs additifs et multiplicatifs sur les spectres collectés liés respectivement à la réflexion spéculaire et à l'inclinaison des feuilles qui peuvent être surmontés par prétraitement. Mais le phénomène qui pose le plus de défis est la réflexion multiple. Il se produit lorsqu'une feuille est éclairée en partie par la lumière directe, et en partie par la réflexion ou la transmission de la lumière des feuilles voisines, induisant de forts effets non linéaires sur son spectre de réflectance. Bien que cet effet puisse être pris en compte dans certains modèles de télédétection à l'échelle de la canopée, aucune étude n'a été proposée à ce jour sur la façon dont un tel phénomène affecte les évaluations spectrales de la biochimie végétale par imagerie de proximité.

L'objectif de cette thèse, est de documenter, dans un premier temps, en détail ces effets de réflexions multiples dans un couvert végétal dans le contexte de l'imagerie hyperspectrale, afin d'évaluer leur influence sur la prévision de la régression PLS du contenu biochimique, et de développer des outils de traitement adaptés dans une autre étape.

Pour ce faire, le manuscrit suivra le plan suivant: dans une première partie, nous nous intéresserons à expliciter l'importance de la mesure des variables agronomiques durant la croissance des plantes en vue de l'agriculture raisonnée et du phénotypage. Ensuite, nous présenterons le principe de la mesure spectrale à l'échelle de l'organe puis du couvert ainsi que les dispositifs et les techniques impliquées. Pour finir ce chapitre, nous identifierons la complexité à gérer le phénomène des réflexions multiples. La deuxième partie exposera en premier temps, l'outil de simulation qui va être utilisé pour étudier ce phénomène. Ensuite elle présentera une analyse détaillée de la distribution statistique des effets de réflexions multiples dans l'espace spectral. Enfin nous testerons si cette distribution statistique affecte la performance des outils de prédiction spectrale standard comme la régression PLS dans une image hyperspectrale synthétisée.

Cette approche par simulation nous permettra dans une troisième partie d'en déduire une méthode de correction des réflexions multiples applicable dans le cas d'une régression PLS. Pour cela nous évoquerons tout d'abord les diverses méthodes existantes dans la littérature scientifique permettant la réduction des facteurs externes dans le cadre d'une PLS. Ensuite nous détaillerons la construction de la méthode de correction que nous proposons. Enfin nous présenterons les résultats ayant permis l'ajustement de ses paramètres.

L'évaluation de la robustesse de la méthode et la validation des paramètres retenus par simulation pour sa construction, feront le sujet de la dernière partie. Deux campagnes d'expérimentation seront présentées: en pot et au champ. Dans les deux cas, une comparaison entre une PLS standard et une PLS après application de la méthode proposée, sera établie. Plusieurs interprétations et analyses émises afin d'évaluer les performances de la méthode.

Dans une dernière partie nous conclurons sur ce travail de thèse et nous exposerons les futurs travaux ainsi que les perspectives qu'il suggère.

# Chapitre 1

## De la mesure spectrale à la mesure hyperspectrale des plantes pour la caractérisation d'un couvert végétal

DANS cette première partie, nous allons présenter comment l'imagerie hyperspectrale peut être un outil pour la caractérisation et le suivi de la végétation au cours du temps. À cet égard, nous nous intéresserons, tout d'abord, à expliciter l'importance de la mesure des variables agronomiques durant la croissance des plantes en vue de l'agriculture raisonnée et du phénotypage. Ensuite, nous présenterons le principe de la mesure spectrale à l'échelle de l'organe puis du couvert. Nous détaillerons ainsi les moyens adaptés pour obtenir ces spectres de végétation et quelles informations on peut extraire de ces mesures. Par la suite, nous considérerons l'imagerie hyperspectrale. Pour cela, nous exposerons, d'une part ses avantages liés à la production de cartographies à haute résolution des composés chimiques de la plante et d'autre part ses inconvénients liés à l'éclairage non contrôlé et à l'influence de la structure des plantes: nous donnerons les définitions des différents phénomènes en jeu et les moyens utilisés pour contourner certains d'entre eux. Enfin, nous conclurons cette première partie sur la complexité à gérer le phénomène des réflexions multiples.

## 1.1 Importance de la mesure des variables agronomiques pour la caractérisation et le suivi des plantes

### 1.1.1 Agriculture raisonnée et phénotypage

L'Agriculture de précision est née à la fin du 20<sup>ème</sup> siècle dans le contexte d'une prise de conscience des impacts environnementaux de pratiques agricoles basées sur l'usage intensif d'intrants chimiques et d'engrais dans un raisonnement associé à l'artificialisation du milieu des plantes. Son concept est "la bonne dose, au bon endroit, au bon moment". Elle offre la perspective de réellement prendre en compte dans les interventions culturales l'hétérogénéité intra-parcellaire afin d'optimiser la gestion d'une parcelle d'un point de vue agronomique, économique et environnemental à la fois. L'agriculture de précision requiert l'utilisation de nouvelles technologies, telles que l'imagerie satellitaire et l'imagerie par drone pour pouvoir cartographier la vigueur des cultures avec une précision de quelques mètres. L'espoir des promoteurs de ces technologies est d'aboutir à un système d'aide à la décision efficace à grande échelle comme aux échelles locales tout en préservant les ressources naturelles, financières et énergétiques. Cela repose sur la mise en œuvre de capteurs imageurs de plus en plus élaborés. Avec l'appui de la recherche, des modèles agronomiques complexes ont été mis en place pour l'interprétation des données collectées à des fins de caractérisation du végétal permettant d'assurer les meilleures conditions de croissance pour les plantes.

Désormais, l'agriculteur peut connaître l'état de sa culture en cours de saison, et ajuster ainsi localement ses apports en engrais et régulateurs de croissance pour un objectif de rendement donné. Pour ce faire plusieurs services commerciaux sont disponibles et proposent la cartographie de parcelle soit à partir de l'imagerie satellitaire (Farmstar <sup>1</sup>) soit à partir d'acquisition par drone (Airinov <sup>2</sup>, Delair <sup>3</sup>).

Le cycle de l'agriculture raisonnée est illustré par le schéma suivant:

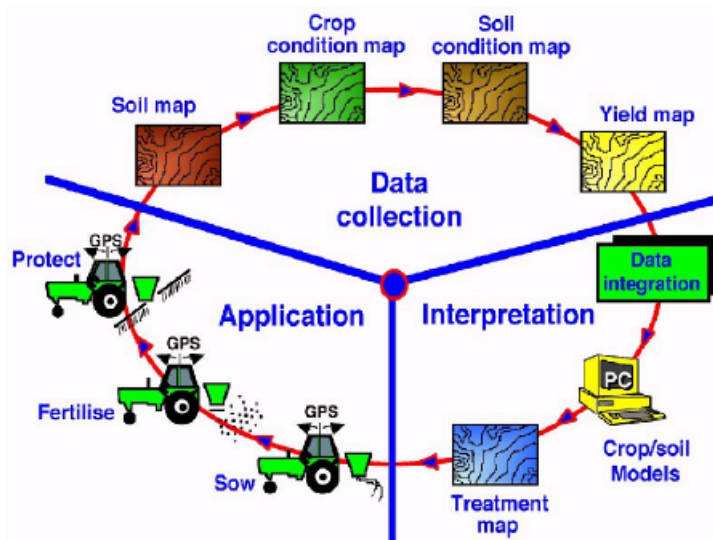


Figure 1.1 – Schéma du cycle de l'agriculture de précision

([https :](https://www.researchgate.net/publication/280716939PrecisionAgriculturePastPresentandFuture)

[//www.researchgate.net/publication/280716939PrecisionAgriculturePastPresentandFuture](https://www.researchgate.net/publication/280716939PrecisionAgriculturePastPresentandFuture))

Parallèlement, l'évolution des technologies de génotypage et de séquençage, permet de disposer d'une connaissance de plus en plus fine du génome des plantes cultivées et donc à terme d'identifier

<sup>1</sup> [http : //www.farmstar - conseil.fr/fr/la - technologie/](http://www.farmstar-conseil.fr/fr/la-technologie/)

<sup>2</sup> [https : //www.airinov.fr/cartographie - first/](https://www.airinov.fr/cartographie-first/)

<sup>3</sup> [http : //delair.aero/?gclid = CjwKCAjwj8bPBRBiEiwASiFLFXU707bVZt7mdHh04IKBoo49YsmQfgKCjD2oiJxBCRrf](http://delair.aero/?gclid=CjwKCAjwj8bPBRBiEiwASiFLFXU707bVZt7mdHh04IKBoo49YsmQfgKCjD2oiJxBCRrf)

les régions génomiques impliquées dans le contrôle des caractères agronomiques majeurs (précocité, croissance végétative, architecture, qualité des produits).

Pour ce faire, une large diversité génétique de plantes doit être évaluée en fonction de sa croissance dans diverses conditions de culture, de sa résistance au stress et de sa composition biochimique, c'est le phénotypage. Ces caractéristiques dépendent fortement de la capacité du couvert à acquérir et à utiliser des ressources externes (interception de la lumière, prises d'eau ou de nutriments), qui est déterminée par le contenu biochimique et la répartition spatiale (traits d'architecture) de ses organes (Araus and Cairns, 2014).

Ainsi, une étude précise de ces caractères biochimiques et structuraux est indispensable dans le contexte du phénotypage, et nécessite là encore des moyens de mesure adaptés, permettant des acquisitions rapides et non invasives.

### 1.1.2 Les variables d'intérêts pour la caractérisation d'un couvert végétal

Plusieurs variables agronomiques d'intérêt interviennent dans la caractérisation d'un couvert végétal qu'il s'agisse d'agriculture de précision ou de phénotypage. Ces variables peuvent être regroupées suivant trois catégories:

1. variables de structure
2. variables biochimiques
3. variables intégratives

Dans ce qui suit, nous détaillerons ces diverses variables:

#### 1.1.2.1 Variables de structure

La caractérisation de structure d'un couvert végétal concerne les traits architecturaux de la plante ou du peuplement indépendamment de leur composition interne. Elle prend en compte à la fois des paramètres de structure de la canopée, comme l'indice de surface foliaire ou l'angle d'inclinaison des feuilles, et l'organisation spatiale des peuplements, leur agencement, leur densité, ainsi que le taux de recouvrement du sol selon le stade phénologique.

- **FCover**<sup>4</sup>: Cette variable correspond à la fraction du sol recouvert de végétation verte, vue de la direction au nadir. Pratiquement, elle quantifie l'étendue spatiale de la végétation et elle est utilisée pour séparer la végétation et le sol dans les processus d'équilibre énergétique (y compris la température et l'évapotranspiration).  
FCover est indépendant des variables de géométrie de l'éclairage. Facile à mesurer, c'est un très bon candidat pour la surveillance des écosystèmes (végétation verte).
- **LAI**<sup>5</sup>: L'indice de surface foliaire est une grandeur sans dimension, qui exprime la surface foliaire d'un couvert végétal par unité de surface de sol (Watson, 1958). Il est déterminé par le calcul de l'intégralité des surfaces des feuilles du couvert qu'elles se superposent ou non, et varie en général

---

<sup>4</sup>Fraction of green Vegetation Cover

<sup>5</sup>Leaf Area Index



de 0 pour le sol nu à 8 pour une forêt tempérée dense. C'est un bon indicateur pour la modélisation de la croissance et la biomasse végétale (Chen et al., 2003), ainsi que de la densité d'un peuplement (Weiss, 1998). L'indice foliaire est, entre autres, l'une des principales variables qui gouvernent le transfert radiatif puisqu'il reflète la surface foliaire des feuilles qui interceptent la lumière au cours de la journée et donc qui contrôlent l'activité photosynthétique dans la canopée.

- **LAD**<sup>6</sup>: L'indice de répartition angulaire des feuilles correspond à la description mathématique de l'orientation angulaire des feuilles dans la végétation. Plus précisément, c'est une distribution statistique correspondant à la répartition des éléments foliaires suivant l'inclinaison et l'azimut de la normale à la feuille. C'est un paramètre primordial puisque l'orientation des feuilles détermine en grande partie la surface réellement réceptrice du rayonnement et donc la quantité d'énergie directement reçue. Les distributions standard couramment observées (De Witt, 1965) sont définies comme suit:

- Planophile : les feuilles horizontales sont les plus fréquentes
- Erectophile : les feuilles dressées sont les plus fréquentes
- Plagiophile : les feuilles inclinées à 45° sont les plus fréquentes
- Extremophile : les feuilles ont deux orientations possibles : horizontale et verticale
- Uniforme : la probabilité d'inclinaison des feuilles est la même, quel que soit l'angle
- Sphérique : la fréquence d'occurrence des angles foliaires est celle qu'auraient des feuilles placées à la surface d'une sphère.

La Figure 1.2 présente la densité de probabilité des angles d'inclinaison foliaire pour chacune de ces six distributions.

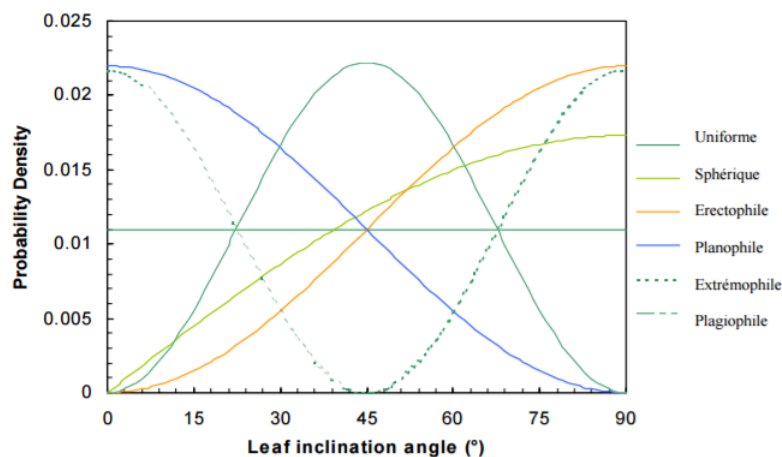


Figure 1.2 – Densité de probabilité des angles d'inclinaison foliaire pour chacune de ces six distributions définies par De Witt (1965) (Duthoit, 2006)

Les feuilles d'un couvert peuvent avoir des inclinaisons variables selon l'espèce et les contraintes du milieu (lumière disponible, stress hydrique...). En plus, pour un LAD donné, la lumière arrivant

<sup>6</sup>Leaf Angle Distribution

au niveau de la feuille variera au cours de la journée en fonction de la position du soleil, donc des angles zénithaux. La littérature présente peu d'informations sur les méthodes d'estimation du LAD des couverts qui est une variable difficile à mesurer.

### 1.1.2.2 Variables biochimiques

On distingue quatre types d'éléments principaux qui interviennent dans le métabolisme des feuilles:

- . Teneur en pigments foliaires
  - . Teneur en eau
  - . Teneur en matière sèche
  - . Teneur en Azote
- 
- **Pigments foliaires:** Les pigments foliaires sont les molécules responsables de la couleur des végétaux dans lesquels ils sont présents. On distingue trois pigments présents chez tous les végétaux: chlorophylles, caroténoïdes et anthocyanes (Feret et al., 2008a).

La chlorophylle, principal pigment contenu dans les feuilles, est responsable de la capture de l'énergie solaire utilisée pour la photosynthèse. Elle est contenue dans les chloroplastes chez presque tous les organismes photosynthétiques. Elle absorbe fortement la lumière visible dans les longueurs d'onde correspondant au bleu (450 nm) et au rouge (660 nm) du spectre solaire. Elle existe sous deux formes dans les feuilles : la chlorophylle a et la chlorophylle b, qui diffèrent par leur structure moléculaire et leur mode d'absorption des ondes lumineuses. La première est environ trois fois plus abondante que la seconde. Les pigments chlorophylliens représentent souvent plus de 70% des pigments végétaux, c'est pour cela que la plupart des plantes sont vertes. Leur teneur est généralement exprimée relativement à la surface foliaire en ( $\mu g.cm^{-2}$ ), et varie autour de quelques dizaines d'unités.

Les caroténoïdes sont des pigments regroupant le  $\alpha$ -carotène, le  $\beta$ -carotène et les xanthophylles. Ce sont des pigments rouge, orange ou jaune, accessoires pour la photosynthèse et contenus dans les chloroplastes. Ils sont généralement masqués dans les feuilles par les chlorophylles qui sont plus abondantes. Ils deviennent visibles quand les chlorophylles se dégradent c'est-à-dire durant l'automne dans les régions tempérées.

Les anthocyanes n'interviennent pas dans la photosynthèse. Ils sont présents dans le cytoplasme des cellules de l'épiderme principalement. Ils ont une couleur allant du rouge au bleu et sont responsables de l'apparition de pigments bruns dans la feuille. Ces pigments donnent aussi en combinaison avec les carotènes les couleurs rouge/orange des feuilles durant l'automne.

- **Teneur en eau:** Tout comme de nombreux organismes, les plantes ont besoin d'eau pour vivre. Elles sont essentiellement constituées d'eau qui varie de 80 à 95 % de leur poids total. L'eau rentre dans la plante par les racines, passe par les tissus conducteurs (vaisseaux) de la tige principale et des branches et termine son voyage dans les feuilles. Ce processus permet le transfert des sels minéraux aux endroits où la plante en a besoin, principalement dans les feuilles qui sont le

siège de la photosynthèse. L'eau présente dans les feuilles, est aussi le moteur de la transpiration des plantes par évaporation qui assure leur refroidissement. Elle présente des pics d'absorption en particulier aux longueurs d'onde 1450 nm et 1900 nm. Ce domaine de longueur d'onde est très utile en télédétection des couverts végétaux, il permet notamment de détecter les plantes en état de stress hydrique. Quand la demande en eau dépasse la quantité disponible, la plante subit un stress hydrique entraînant une hausse de température, une dégradation dans la croissance, le développement et la productivité.

- **Teneur en matière sèche:** La matière sèche (MS) constitue la partie d'un produit végétal qui reste une fois que l'eau libre en a été totalement extraite. Le pourcentage de matière sèche (% MS) est le ratio de la masse d'un échantillon d'essai après séchage, à sa masse au moment de l'échantillonnage. Il est variable pour un être vivant (environ 5 à 10 % pour un végétal, environ 45 % pour un être humain).

90 à 96 % de la matière sèche des plantes provient uniquement des atomes de carbone, d'hydrogène et d'oxygène fournis par les gaz  $O_2$  et  $CO_2$  et par l'eau. Elle est déterminée par séchage à l'étuve ventilée de l'échantillon. Elle constitue une approximation de la densité des tissus foliaires et est positivement liée à la conservation des nutriments dans la feuille (Garnier et al., 2004). En écologie fonctionnelle, la teneur en matière sèche informe sur la quantité relative des tissus structuraux et conducteurs, plus denses que les tissus photosynthétiques.

- **Teneur en Azote:**

L'azote est l'un des éléments nutritifs majeurs utilisés par les plantes. C'est le quatrième constituant des plantes qui est utilisé dans l'élaboration de molécules importantes comme les protéines, présentes à tous les niveaux des processus biochimiques et physiologiques. Ainsi, en raison de son rôle central dans tous les processus métaboliques ainsi que dans la structure cellulaire et le codage génétique (Evans and Seemann, 1989), l'azote est un élément essentiel de la croissance de nombreux organismes. Pour une feuille de blé, la teneur en azote foliaire peut atteindre une valeur maximale comprise entre 3,5 et 4,5 % de la matière sèche. Cette teneur maximale correspond à la période photosynthétiquement la plus active de cet organe.

Une alimentation azotée insuffisante perturbe profondément le développement des plantes. La carence azotée conduit à une plus faible densité de peuplement, à une fructification précoce et à une teneur réduite en protéines. Une telle situation se marque par un jaunissement des feuilles lié à un déficit de synthèse de la chlorophylle. Elle joue alors un rôle déterminant à la fois sur le rendement et sur la qualité des productions.

De fait, la teneur en azote est très liée à celle de la chlorophylle. Du point de vue physiologique, près de la moitié de l'azote foliaire concerne le processus de photosynthèse. Une des conséquence est qu'elle sera souvent déterminée via une mesure de la chlorophylle, la relation entre ces teneurs étant fonction de la variété et du stade phénologique (Hidema et al., 1991; Fritschi and Ray, 2007; Uchino et al., 2013).

### 1.1.2.3 Variables intégratives

- **FAPAR<sup>7</sup>:** Le FAPAR est l'intégralité sur la journée du rayonnement solaire absorbé par la végétation verte dans la gamme spectrale de 400 nm à 700 nm pour l'activité de photosynthèse (Weiss and Baret, 2011). C'est une variable biophysique directement liée à la productivité primaire de la végétation, qui peut être utilisée pour suivre l'état et l'évolution du couvert végétal dans le temps et dans l'espace.

<sup>7</sup>Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation

Le FAPAR dépend de la structure de la canopée, des propriétés optiques des éléments de la végétation et des conditions d'éclairage et se réfère uniquement aux parties vertes de la canopée. Actuellement, une attention croissante de la communauté internationale est accordée au FAPAR et il a été reconnu comme un des 13 paramètres climatiques essentiels par le Système mondial d'observation du climat des Nations Unies (SMOC).

- **Biomasse:** La biomasse, issue de la photosynthèse chlorophyllienne, est la masse de matière vivante végétale présente dans un couvert végétal et est transformable en énergie, matériaux et nourriture. Elle permet donc de caractériser la croissance du couvert végétal. La mesure et le suivi aérien de la biomasse sont devenus ces dernières années un sujet de recherche de premier ordre. Cela est dû à son rôle très important dans le cycle du carbone, et par conséquent dans les négociations internationales sur le climat (Zolkos et al., 2013). Elle s'exprime en matière sèche (MS) par unité de surface.



## 1.2 Notions de spectrométrie

La spectroscopie est l'étude des rayonnements électromagnétiques émis, absorbés ou diffusés par la matière. L'analyse des rayonnements en leurs différentes longueurs d'onde s'effectue à l'aide de spectrographes ou de spectromètres: elle permet d'obtenir leurs spectres électromagnétiques d'interaction entre la lumière et la matière. C'est la spectrométrie.

### 1.2.1 Absorption et fluorescence

#### 1.2.1.1 Phénomène d'absorption: Loi de Beer-Lambert

Lorsqu'un rayonnement électromagnétique atteint un objet, une partie est absorbée tandis qu'une autre est réfléchiée par l'objet. Une partie du rayonnement peut également être transmise à travers l'objet si celui-ci est plus ou moins transparent. (figure 1.3).

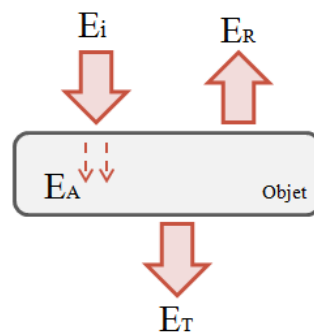


Figure 1.3 – Schéma de l'interaction entre un rayonnement électromagnétique et un objet.

D'après le principe de conservation de l'énergie, on peut écrire :

$$E_I(\lambda) = E_R(\lambda) + E_A(\lambda) + E_T(\lambda) \quad (1.1)$$

où  $E_I$  est l'énergie incidente et  $\lambda$  est la longueur d'onde.

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

Le rayonnement absorbé modifie l'énergie interne du corps. Il y a production de chaleur et ré-émission de l'énergie à une plus grande longueur d'onde. Certaines longueurs d'onde sont absorbées plus que d'autres. Cette absorption dépend de la nature des particules rencontrées, et de leur densité (figure 1.4).

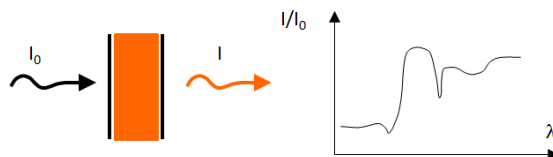


Figure 1.4 – Spectre d’absorption résultant de la nature et de la densité des particules rencontrées;  $I_0$  est l’intensité de la lumière incidente et  $I$  est l’intensité de la lumière sortante.

Une façon simple mais illustrative de modéliser l’absorption est la loi de Beer-Lambert. Elle est une relation reliant l’atténuation de la lumière aux propriétés du milieu qu’elle traverse et à l’épaisseur traversée. Si un rayonnement électromagnétique de longueur d’onde  $\lambda$  ayant une intensité  $I_0$ , traverse une couche élémentaire de gaz ou de liquide d’épaisseur  $dx$  formée d’un seul composant  $C$ , la variation d’intensité de la lumière  $I$  s’écrit d’après la loi de Beer-Lambert:

$$dI = -\alpha(\lambda).c.I dx \quad (1.2)$$

où  $\alpha$  est un coefficient d’absorption souvent exprimé en  $\text{litre.mol}^{-1}.\text{cm}^{-1}$  ( $\text{m}^2.\text{mol}^{-1}$  en unités SI), qui dépend du composant  $C$  et de la longueur d’onde et  $c$  est la concentration molaire de l’élément absorbant ( $\text{mol.m}^{-3}$ ) souvent exprimée en  $\text{mol.litre}^{-1}$ .

Soit au total pour une épaisseur  $L$ :

$$\frac{I}{I_0} = \exp(-c.\alpha(\lambda).L) \quad (1.3)$$

Dans le cas où le milieu absorbant est formé de plusieurs composants ( $C_1, C_2, C_3, \dots, C_n$ ) de concentrations ( $c_1, c_2, c_3, \dots, c_n$ ), les absorptions dues aux différents constituants s’additionnent:

$$dI = dI_1 + \dots + dI_n = -(\alpha_1(\lambda)c_1 + \alpha_2(\lambda)c_2 + \dots + \alpha_n(\lambda)c_n)dx \quad (1.4)$$

Cette loi suppose que chaque molécule absorbe le rayonnement indépendamment des autres. En intégrant l’équation 1.4 sur toute la longueur du chemin optique,  $L$ , on aura alors:

$$\log\left(\frac{I}{I_0}\right) = -L. \sum \alpha_i(\lambda)c_i \quad (1.5)$$

$\log\left(\frac{I}{I_0}\right)$  est appelé **absorbance**.

Le spectre d’absorbance est alors la somme des coefficients d’absorption des composants en présence, pondérés par leurs concentrations. C’est une propriété fondamentale pour retrouver la concentration de ces différents composants à partir du spectre.

### 1.2.1.2 La fluorescence:

La fluorescence est un des processus de luminescence par lequel une molécule passe d’un état électronique excité à un état d’énergie plus basse, en émettant de la lumière. La fluorescence peut ainsi être définie comme la propriété de certains corps à absorber la lumière à une certaine longueur d’onde pour l’émettre ensuite à une longueur d’onde plus grande, ceci après un intervalle de quelques nanosecondes ( $10^{-9}$  s) qui va correspondre à la durée de vie de fluorescence (Perrin, 1926).

Les deux utilisations typiques sont les suivantes : spectroscopie d’émission et spectroscopie d’excitation. Pour réaliser un spectre d’émission, on observe le spectre de lumière ré-émise par luminescence pour

une longueur d'onde d'excitation donnée.

Inversement, pour réaliser un spectre d'excitation, on observe le total de la lumière émise pour différentes longueurs d'onde d'excitation.

### 1.2.2 Phénomènes de réflexion:

Lorsqu'on ne peut observer par transparence, on peut cependant considérer la lumière réfléchie. La réflexion correspond à la part de l'énergie restituée à la surface d'un matériau lorsque celle-ci est soumise à un flux de lumière incidente. On distingue deux types de réflexion : réflexion de surface et réflexion diffuse. Elles correspondent à une restitution du rayonnement incident suivant des modes différents d'interaction avec la matière.

#### 1.2.2.1 Définitions:

Nous rappelons ici brièvement les notions d'**éclairement** et de **luminance** qui nous seront utiles à la description des phénomènes de réflexion.

L'éclairement et la luminance sont deux grandeurs définies en photométrie pour quantifier les sensations lumineuses de la vision humaine, et s'expriment en *lux* et *lux.sr<sup>-1</sup>* respectivement.

En radiométrie, où l'on prend en compte la totalité de l'énergie du rayonnement optique (indépendamment de la sensibilité de l'œil), des notions équivalentes sont également définies:

**L'éclairement énergétique** mesure la quantité d'énergie du rayonnement reçue par unité de surface:

$$E = dW/dS \quad (1.6)$$

Elle s'exprime en watts par mètre carré (*W.m<sup>-2</sup>*).

**La luminance énergétique** d'une surface (généralement d'une source lumineuse) peut se définir par l'éclairement qu'elle provoque sur une autre surface.

Une source sera dite de luminance *L* dans la direction portée par le vecteur unitaire *V*, si un élément *dS<sub>1</sub>* de cette source provoque sur un autre élément de surface *dS<sub>2</sub>* un éclairement:

$$dE_2 = L.(V.N_2)d\Omega \quad (1.7)$$

où

*N<sub>2</sub>*: vecteur unitaire normal à *dS<sub>2</sub>*

*dΩ*: angle solide sous lequel est vu l'élément *dS<sub>1</sub>* depuis *dS<sub>2</sub>*.

L'unité de la luminance énergétique est le watts par mètre carré par stéradian (*W.m<sup>-2</sup>.sr<sup>-1</sup>*).

Par la suite dans un souci de simplification, nous emploierons les termes éclairement et luminance pour désigner éclairement énergétique et luminance énergétique.

#### 1.2.2.2 Réflexion de surface:

La réflexion est dite 'de surface' lorsqu'elle a lieu à l'interface air/matériau. Elle ne dépend pas du contenu chimique du matériau, mais de son indice de réfraction. Elle est généralement caractérisée par sa directivité très marquée pour un rayon incident donné. Un cas extrême est celui d'une surface



idéale, comme le miroir, où le rayonnement est réfléchi dans une direction unique pour un rayon incident donné. Ce type de réflexion répond aux lois de Snell-Descartes: l'angle du rayonnement réfléchi  $\theta_r$  est le symétrique de celui du rayonnement incident  $\theta_i$  par rapport à la normale. Il se traduit par une tâche éblouissante si la direction d'observation se situe exactement dans la direction du rayonnement réfléchi. On parle alors de réflexion spéculaire (figure 1.5, a).

A l'échelle macroscopique, les lois géométriques de la réflexion idéale ne sont cependant jamais parfaitement respectées. Une surface peut être plane dans son ensemble mais rugueuse à plus petite échelle. Dans ce cas, la lumière réfléchie prend en compte des rugosités de la surface réfléchissante et se traduit par une dispersion plus ou moins importante à l'intérieur d'un cône autour de la direction principale de réflexion. On parle alors de lobe spéculaire (figure 1.5, b).



Figure 1.5 – a: Réflexion spéculaire idéale. b: Lobe spéculaire

### 1.2.2.3 Réflexion diffuse:

La réflexion diffuse correspond à la pénétration plus profonde du flux incident dans le matériau éclairé. Certains photons sont alors absorbés ou rétro-diffusés hors de la surface selon des directions aléatoires (figure 1.6). C'est une réflexion très fortement dépendante de la longueur d'onde.

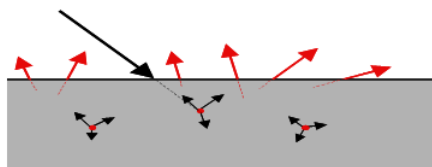


Figure 1.6 – Schéma de l'interaction entre un rayonnement électromagnétique et un objet: Réflexion diffuse.

Une réflexion lambertienne, est un cas idéal de la réflexion diffuse. Elle correspond à une réflexion uniforme dans toutes les directions du demi-espace limité par la surface de réflexion. Dans ce cas, la luminance est indépendante de la direction d'observation, et l'éclairement a le même effet quelque soit son incidence. De plus, si la totalité de la lumière incidente est réémise (pas d'absorption), on parle de diffuseur parfait.

### 1.2.2.4 Fonction Bidirectionnelle de Distribution de Réflectance: BRDF

D'après ce qui précède, la réflexion peut dépendre de l'angle d'incidence et de visée. C'est pourquoi on a défini la fonction bidirectionnelle de distribution de réflectance (en anglais : Bidirectional Reflectance Distribution Function : BRDF), initialement introduite dans (Standards and Nicodemus, 1977), qui considère la quantité de lumière réfléchi d'un faisceau provenant d'une direction d'incidence dans une

autre direction de l'hémisphère. Elle va nous permettre alors de décrire la distribution de la luminance de la surface d'un objet en fonction de la géométrie des faisceaux incidents. La BRDF (figure 1.7) est un concept physique mettant en œuvre des quantités infinitésimales. Elle se définit comme étant le rapport de la luminance observée dans la direction  $(\theta_v, \varphi_v)$  selon un angle solide  $d\Omega_v$ , sur l'éclairement reçu dans la direction  $(\theta_s, \varphi_s)$  et s'exprime en  $sr^{-1}$ :

$$BRDF(\lambda, \theta_s, \varphi_s, \theta_v, \varphi_v) = \frac{dL_R(\lambda, \theta_v, \varphi_v, d\Omega_v)}{dE(\theta_s, \varphi_s)} \quad (1.8)$$

La Figure 1.7, illustre cette fonction de distribution.

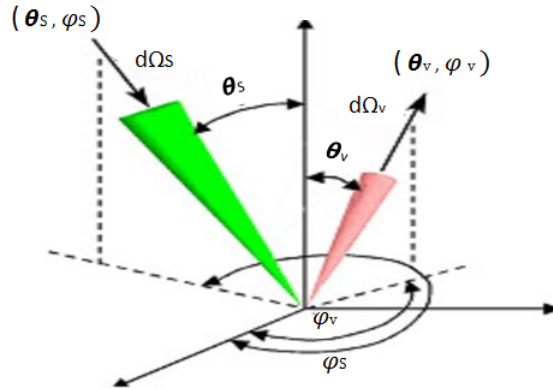


Figure 1.7 – Schéma illustrant la fonction de distribution de la réflectance bidirectionnelle (BRDF)  
(<https://www.nist.gov/laboratories/tools-instruments/infrared-laser-gonioreflectometer-instrument-ilgri>).

Un diffuseur lambertien parfait aura une BRDF constante de  $\frac{1}{\pi}$  et une  $BRDF = \frac{\rho(\lambda)}{\pi}$  s'il est non parfait.

La BRDF est surtout utilisée en télédétection, où la structure des objets observés (forêts, rangs de culture, milieux urbains) peut induire des variations importantes de la lumière réfléchie perçue selon l'angle d'observation. En revanche, pour un matériau donné, la BRDF peut souvent être assimilée à la somme d'une partie spéculaire et d'une partie lambertienne. Dans ce cas on a:

$$BRDF = \frac{\rho(\lambda)}{\pi} + K(\theta_s, \theta_v) \quad (1.9)$$

où  $K(\theta_s, \theta_v)$  est la composante spéculaire.

L'intégrale de la BRDF sur toutes les directions d'observation, pour une incidence donnée, quantifie quant à elle l'énergie réfléchie dans toutes les directions de l'hémisphère. C'est la réflectance directionnelle hémisphérique (en anglais : Directional Hemispherical Reflectance Factor, DHRF) et elle s'exprime sans unité:

$$DHRF(\theta_s, \varphi_s) = \int_{2\pi \text{ steradians}} BRDF(\theta_v, \varphi_v) \cos \theta_v d\Omega_v \quad (1.10)$$

Pour une surface lambertienne

$$DHRF(\theta_s, \varphi_s) = \int_{2\pi \text{ steradians}} \frac{\rho(\lambda)}{\pi} \cos \theta_v d\Omega_v = \rho(\lambda) \quad (1.11)$$

### 1.2.2.5 Réflectance

La réflectance ( $R$ ) est la proportion de lumière réfléchiée par la surface d'un matériau. Elle correspond alors au rapport de l'énergie réfléchiée à l'énergie reçue. Sa valeur est comprise entre 0 et 1.

La réflectance d'une surface dépend a priori de la direction de l'éclairage incident par rapport à l'objet observé via sa DHRF. Elle intègre toutes les directions de réflexion.

Aussi, lorsqu'on s'intéresse à une surface pour une direction de visualisation donnée, on utilise la notion de facteur de luminance  $F$ . C'est le rapport de la luminance de la surface considérée et de celle du diffuseur parfait éclairés et observés dans les mêmes conditions.

Si la surface observée est lambertienne, on a vu que la BRDF est égale à  $\frac{\rho(\lambda)}{\pi}$ . Et comme la BRDF

d'un diffuseur parfait est égale à  $\frac{1}{\pi}$ , le facteur de luminance  $F$  est égal à  $\frac{\rho(\lambda)}{\frac{1}{\pi}} = \rho(\lambda)$ . Il est aussi égal

à la réflectance  $R$  (rapport énergétique).

## 1.3 Signature spectrale de la végétation:

### 1.3.1 Propriétés optiques des feuilles:

#### 1.3.1.1 La BRDF des feuilles

La feuille, en première approximation, est souvent considérée comme un diffuseur lambertien (Chelle, 2006). Dans ce cas, la BRDF d'une feuille s'écrit:

$$BRDF_{feuille} = \frac{\rho(\lambda)}{\pi} \quad (1.12)$$

où  $\rho(\lambda)$  est la réflectance de la feuille.

En réalité, la feuille présente également une légère réflexion spéculaire ( $\sim 5\%$ ) et à l'échelle macroscopique, la surface des feuilles présente des micro-facettes entraînant de la rugosité. On a alors une dispersion autour de la direction principale de réflexion spéculaire. Plusieurs chercheurs qui ont étudié en détail la BRDF des feuilles (Bousquet et al., 2005; Comar et al., 2012), confirment que, comme indiqué dans le paragraphe 1.2.2.4, elle se compose d'un terme lambertien auquel s'ajoute un terme spéculaire indépendant de la longueur d'onde. On peut donc écrire :

$$BRDF_{feuille} = \frac{\rho(\lambda)}{\pi} + K(\theta_v, \varphi_v) \quad (1.13)$$

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

Bien que  $K(\theta_v, \varphi_v)$  peut apporter certains informations sur la rugosité de la surface de la feuille, c'est surtout la réflectance  $\rho(\lambda)$  du terme lambertien qui nous apportera une information sur la physiologie de la feuille, et que nous considérerons pour la suite.

#### 1.3.1.2 Caractéristiques générales de la réflectance

Les propriétés optiques (réflectance, absorption et transmittance) des feuilles dépendent fortement de la longueur d'onde et cela leur confère un spectre de réflectance très caractéristique. Les facteurs d'influence sont de deux ordres. Les premiers sont liés à la composition chimique intrinsèque des parties végétales et influencent surtout le spectre dans le visible et l'infra-rouge moyen. Les seconds sont associés à la structure cellulaire des feuilles et influencent surtout dans le proche infra-rouge (figure 1.8).

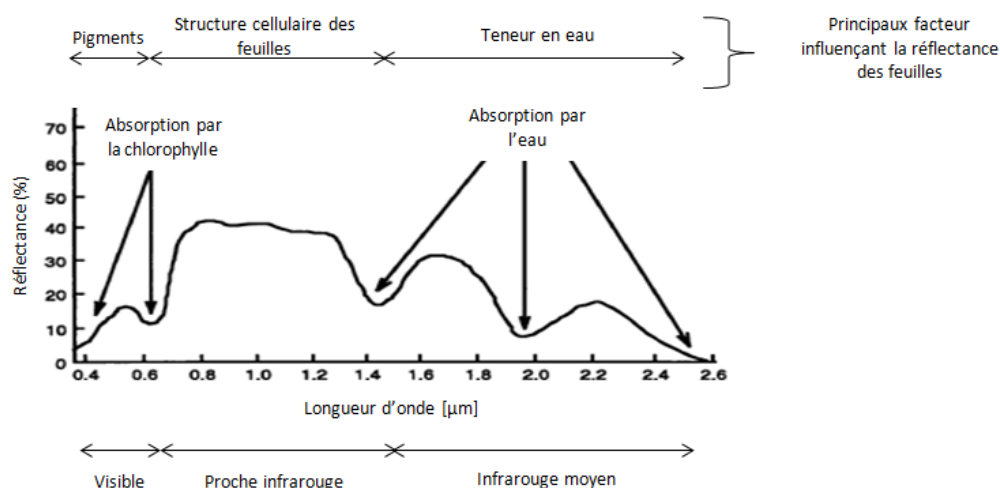


Figure 1.8 – Principaux facteurs influençant la réflectance de la végétation dans le domaine visible, proche infra-rouge et infra-rouge moyen

Visible (VIS) 400-700 nm: Dans ce domaine, les feuilles manifestent une faible réflectance et transmittance due à une forte absorption du rayonnement par les pigments foliaires: chlorophylles, carotènes, xanthophylles et antocyanes. On distingue deux bandes de faible réflectance dans le bleu (450 nm) et dans le rouge (670 nm), provoquées par les chlorophylles a et b. Entre ces deux bandes, se situe un pic de réflectance à 550 nm (vert), ce qui explique que la végétation nous apparaisse verte. Au cours de la sénescence, la disparition des pigments chlorophylliens et leur remplacement par des pigments bruns, résultants de la dégradation des pigments initiaux, entraînent un fort accroissement de la réflexion dans le jaune-vert et le rouge.

Proche Infrarouge (PIR) 700-1300 nm: Dans le PIR, les pigments foliaires et la cellulose, qui constituent les parois cellulaires, sont transparents et présentent une très faible absorption(10 % environ) tandis que la rétro-diffusion reste importante. La réflectance forme ainsi, dans cette bande, un plateau dont le niveau est conditionné par des paramètres liés à la structure anatomique des feuilles tels que la taille des cellules et des espaces intercellulaires, le nombre d'interfaces et la biomasse mais aussi par leur teneur en eau.

La transition abrupte entre la forte absorption par les pigments dans le visible et la faible absorption dans l'infrarouge est appelé red-edge .

Infrarouge Moyen 1200-2500 nm : Dans l'infrarouge moyen, les propriétés optiques des feuilles sont principalement affectées par l'eau. Plus la teneur en eau est forte, plus la réflectance de la végétation diminue, en particulier aux longueurs d'onde 1450 nm 1950 nm et 2500 nm qui correspondent aux bandes d'absorption de l'eau. Ces pics d'absorption d'eau sont importants et masquent des pics d'absorption d'autres composés situés dans les mêmes gammes de longueur d'ondes comme les protéines, la cellulose, etc. .

Lorsque la feuille se dessèche, les pics d'absorption de ces composés apparaissent et sont donc plus facilement exploitables.

Au cours de la sénescence foliaire, les propriétés optiques de la feuille vont être modifiées de façon importante. Ainsi durant l'automne, les plantes diminuent leur activité photosynthétique, les pigments

chlorophylliens se dégradent laissant les autres pigments foliaires exprimer leurs couleurs. Les cellules entrent peu à peu en état de plasmolyse (état cellulaire résultant d'une perte d'eau), entraînant une déstructuration des couches cellulaires. On observe par conséquent une sensible augmentation de la réflectance dans les grandes longueurs d'onde du visible (jaune - rouge) et parallèlement, une diminution de la réflectance dans le proche infrarouge.

### 1.3.2 Propriétés géométriques et optiques d'un couvert végétal:

#### 1.3.2.1 Structure du couvert

La structure du couvert, c'est-à-dire la dimension, la forme et la répartition des surfaces végétales qui le composent, détermine l'interception de l'éclairement et le transfert radiatif au sein du couvert. Elle n'est pas reliée à la composition des organes végétaux, mais concerne l'architecture de la plante ou du peuplement. La structure d'un couvert végétal prend en compte à la fois des paramètres de structure de la canopée, comme l'indice de surface foliaire (LAI) ou l'angle d'inclinaison des feuilles (LAD), et l'organisation spatiale des organes, leur agencement, leur densité, ainsi que le taux de recouvrement du sol selon le stade phénologique.

#### 1.3.2.2 Influence de la structure du couvert végétal sur le transfert radiatif

Dans un couvert végétal, la modélisation des échanges radiatifs est complexe. Les transferts radiatifs du rayonnement solaire vont dépendre de facteurs déjà évoqués, (caractéristiques du rayonnement incident, propriétés optiques des feuilles et du sol, etc.), mais surtout de la quantité et de la disposition des éléments du couvert végétal dans l'espace. Ce sont ces éléments qui provoquent l'interception du rayonnement et donc leur atténuation et leur modification de composition spectrale. A chaque interception du rayonnement solaire direct ou diffus se produit une rediffusion qui peut avoir une distribution angulaire complexe (réflexion spéculaire, réflexion diffuse et transmission diffuse). Ce processus dépend de l'inclinaison azimutale des feuilles et de leurs propriétés optiques. Pour l'illustrer, nous avons considéré deux cas: feuille isolée et feuille dans son environnement, dans le cas simplifié d'un éclairage directionnel.

#### Cas d'une feuille isolée:

Lorsqu'on considère une seule feuille sous un éclairage directionnel, son éclairement est modulé par un facteur géométrique  $\cos(\theta)$  où  $\theta$  est l'angle entre la direction de la lumière émise et la normale (N) à la surface de la feuille.

En effet, soit  $E$  la puissance par unité de surface ( $W.m^{-2}$ ) d'une source lumineuse directionnelle. Par définition, celle-ci va créer sur une surface normale à sa direction un éclairement égal à  $E$ . En revanche, sur une surface dont la normale fait un angle  $\theta$  avec la direction d'éclairement (figure 1.9), la puissance  $E.dS$  correspondant à une section élémentaire  $dS$  du rayonnement va se répartir sur une surface élémentaire  $\frac{dS}{\cos(\theta)} > dS$ , conduisant à un éclairement  $E_i = \frac{E.dS}{\frac{dS}{\cos(\theta)}} = E \cdot \cos(\theta)$ .

La feuille étant lambertienne, cet éclairement  $E_i$  engendre une luminance:

$$L = \frac{E_i R}{\pi} = \frac{E \cdot R \cdot \cos(\theta)}{\pi} \quad (1.14)$$

où  $R$  est la réflectance de la feuille.

On peut alors écrire  $L = \beta.R.E$  où  $\beta = \frac{\cos(\theta)}{\pi}$  [ $sr^{-1}$ ].

Ainsi la luminance est affectée par un scalaire multiplicatif indépendant de la longueur d'onde.

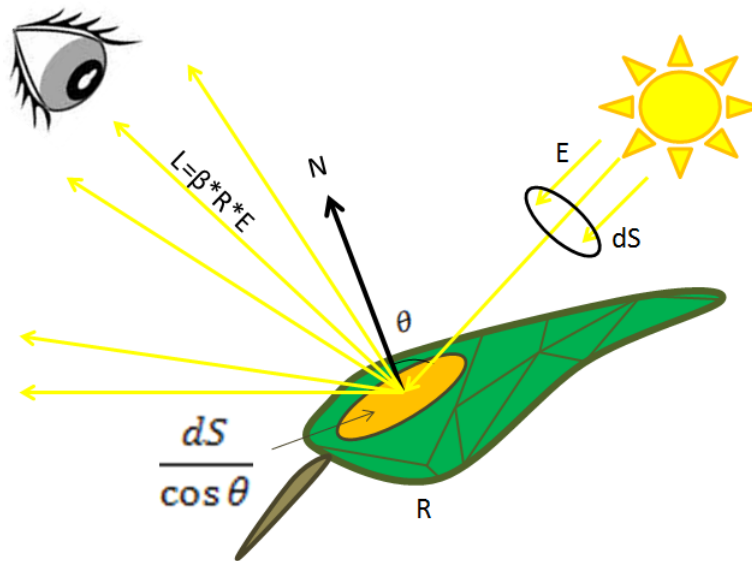


Figure 1.9 – Représentation d'une feuille isolée et sa radiance résultante

Ce rayonnement incident peut produire aussi de la réflexion spéculaire. Elle 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. Cette réflexion spéculaire produit un effet additif sur la luminance observée indépendant de sa longueur d'onde (1.13).

#### Cas d'une feuille dans son environnement:

Considérons une feuille observée dans son environnement naturel à partir d'une position au-dessus de la canopée. La feuille reçoit à la fois un éclairage direct mais également un éclairage diffus provenant de l'environnement de la plante dans lequel se trouve cet organe; dans le cas d'un peuplement dense, cette éclairage diffus pourra provenir par exemple d'autres feuilles de la même plante et / ou des plantes voisines. Comme indiqué ci-dessus, la luminance de la feuille peut être affectée par des termes multiplicatifs et additifs en raison de son inclinaison et de la réflexion spéculaire. De plus, comme la feuille est partiellement éclairée par la lumière réfléchie par les feuilles voisines, des termes additifs non linéaires sont ajoutés (réflexions multiples). La figure 1.10 illustre le cas d'une feuille entourée par d'autres feuilles ayant des propriétés de réflectance et de transmittance respectivement désignées par  $R$  et  $T$ . Elle montre que des termes additifs  $ER^2$ ,  $ETR^2$ ,  $ETR^3$ , etc. peuvent être ajoutés à l'éclairage de la feuille et donc à sa luminance, avec des coefficients liés aux diverses inclinaisons.

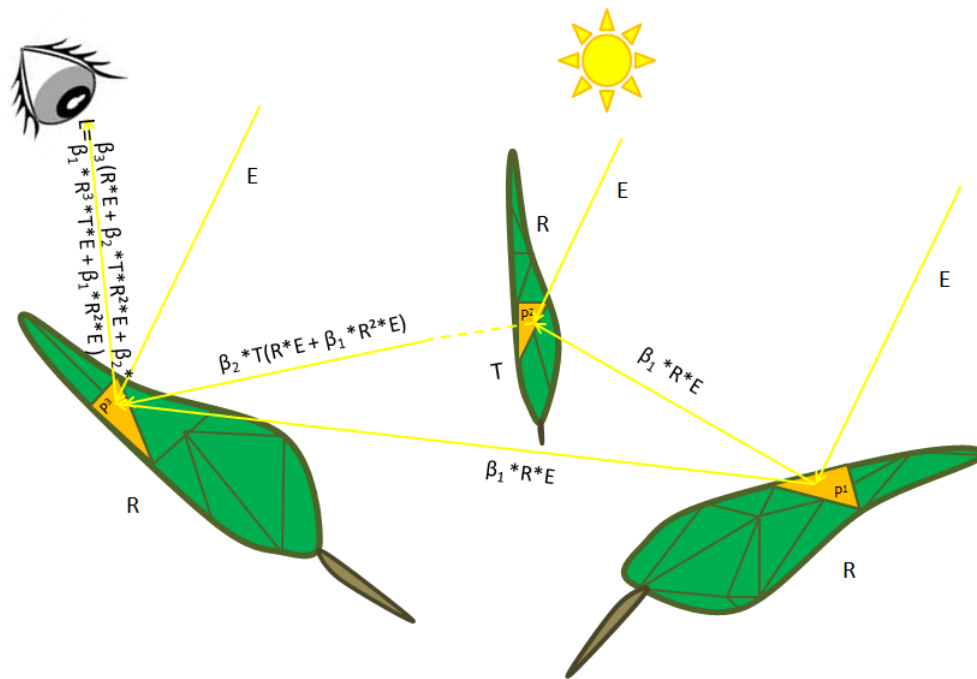


Figure 1.10 – Cas d’illumination d’une feuille dans son environnement naturel. E: éclairage direct. R: réflectance de la feuille. L: luminance observée  $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ : scalaires liés à l’inclinaison des feuilles

### 1.3.2.3 Propriétés optiques du sol nu

En télédétection, lorsque le peuplement de la végétation n’est pas dense, la réponse spectrale des plantes est affectée par la réflectance des sols nus. Ces sols nus possèdent une signature spectrale spécifique qui permet de les distinguer des autres types d’occupation du sol. Dans la région allant du visible au proche infrarouge, la réflectance augmente proportionnellement avec la longueur d’onde. Mais le taux d’augmentation dépend de nombreux facteurs propres au sol: sa composition minérale, sa teneur en eau et en matière organique et de la rugosité de sa surface.

Concernant la teneur en eau, une diminution de l’humidité du sol entraîne une augmentation de la réflectance sur tout le spectre (figure 1.11). Elle est donc déterminante dans le comportement optique des sols. Mais puisque ce paramètre est très variable, certains scientifiques définissent une droite caractéristique à chaque sol, appelée "droite du sol", mettant en relation sa réflectance dans le proche infrarouge et le rouge (figure 1.12). Cette droite permet de caractériser les propriétés optiques du sol dans ces deux bandes, indépendamment de sa teneur en eau.



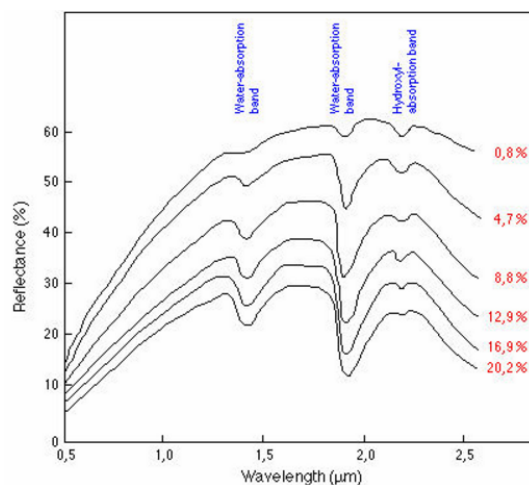


Figure 1.11 – Spectres de réflectance d'un sol en fonction de sa teneur en eau  
([http://www.ese.u-psud.fr/IMG/pdf/doc\\_cours\\_eledec.pdf](http://www.ese.u-psud.fr/IMG/pdf/doc_cours_eledec.pdf))

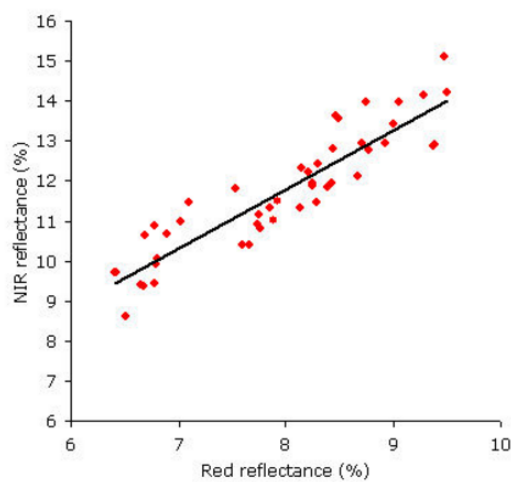


Figure 1.12 – Exemple d'une droite de sol entre réflectance dans le rouge et dans le proche infrarouge  
(<http://www.seos-project.eu/modules/agriculture/agriculture-c01-s04.fr.html>)

## 1.4 Application à la caractérisation de la végétation

Les caractéristiques très marquées du spectre de réflectance du couvert végétal ont été utilisées pour développer des approches afin d'obtenir des relations précises entre propriétés optiques et physiologiques des plantes.

Ces approches sont basées sur l'exploitation et la modélisation de données physico-chimiques mesurées. Dans cette section nous allons en décrire les trois approches utilisées, à savoir les indices de végétation, l'inversion d'un modèle de transfert radiatif et les approches statistiques prédictives prenant en compte l'ensemble de l'information spectrale comme la régression par moindres carrés partiels (PLS-R).

### 1.4.1 Les différentes approches

#### 1.4.1.1 Les indices de végétation

Les indices de végétation ont suscité beaucoup d'intérêt dans le domaine de la caractérisation des couverts végétaux, notamment à une période où d'autres techniques plus riches en information spectrale étaient peu accessibles. Ces indices spectraux 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. Ils ont l'avantage d'être rapides et faciles à mettre en œuvre (Kimes and Kirchner, 1982) et d'extraire le maximum d'informations relié au taux de recouvrement de la végétation (comme la biomasse, l'indice de surface foliaire et la fraction de rayonnement photosynthétique actif). Le principe de la méthode consiste à relier entre-elles certaines caractéristiques de la végétation (teneur en eau, évapotranspiration, etc.) et les valeurs de réflectance acquises dans deux ou plusieurs bandes spectrales d'un capteur. Il s'agit d'effectuer des combinaisons simples (différence, rapport, etc.) linéaires ou non, entre certaines bandes préférentielles de façon à extraire, du signal mesuré, le maximum d'information reliée au développement et à l'état de santé de la végétation et à négliger les effets perturbateurs apportés par son environnement. A titre d'exemple, certains de ces indices sont présentés respectivement dans les parties 1.4.2.1 et 1.4.3.3 qui suivent.

Le choix des bandes à utiliser pour les indices a fait le sujet de plusieurs études. Les canaux rouge et proche infrarouge sont considérés en général comme les mieux adaptés pour l'étude des couverts parce qu'ils traduisent 90 % de l'information spectrale relative à la végétation vivante (Baret et al., 1988). Ceci vient du fait que le rouge est absorbé par la chlorophylle alors que la radiation dans le proche infrarouge est fortement réfléchi par la structure cellulaire des feuilles (Guyot, 1995).

Un très grand nombre d'indices ont été développés et peuvent être classés en différentes familles d'indices selon qu'ils prennent ou non en compte les facteurs externes aux couverts végétaux dans le cadre de la télédétection.

#### 1.4.1.2 Inversion d'un modèle de transfert radiatif

L'avantage des méthodes d'inversion est la possibilité d'intégrer de manière simple dans le calcul, la totalité des mesures spectrales disponibles, contrairement aux approches par indices de végétation qui se limitent la plupart du temps à un rapport de deux mesures. De plus, alors que les indices de végétation sont uni-variés, l'inversion de modèle est une méthode multivariée, qui permet d'estimer simultanément plusieurs variables biophysiques.

En science, un problème inverse est une situation dans laquelle on tente de déterminer les causes

d'un phénomène à partir des observations expérimentales de ses effets. Inverser la fonction  $y = f(x)$  pour une valeur  $y_i$  donnée, consiste à rechercher la valeur  $x_i$  telle que  $y_i = f(x_i)$ . La résolution du problème inverse passe par une étape initiale de modélisation du phénomène, dite problème direct qui consiste à identifier les phénomènes physiques mis en jeu et à établir un modèle paramétrique permettant d'expliquer les observations. Un modèle physique de réflectance, qui décrit le transport des flux lumineux dans le milieu (feuille, couvert) par une fonction mathématique de paramètres explicatifs, en est un exemple. Ces paramètres explicatifs sont la combinaison de variables d'intérêt d'un couvert végétal (figure 1.13)

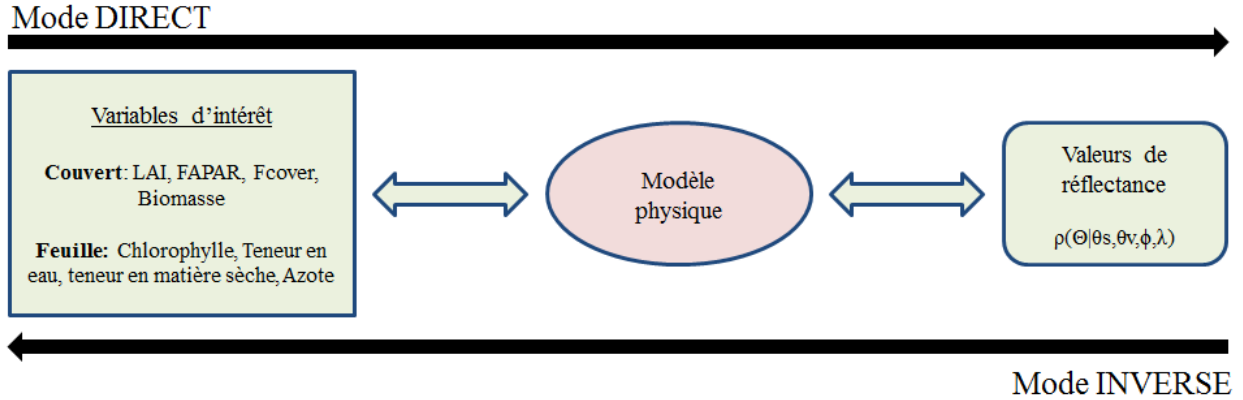


Figure 1.13 – Fonctionnement d'un modèle physique de réflectance en mode direct et en mode inverse

L'utilisation en mode direct d'un modèle de réflectance consiste à fixer les valeurs de ses variables d'entrée afin de calculer la réflectance, pour une géométrie d'illumination et des configurations spectrale et directionnelle d'observation données.

De façon générale, résoudre le problème inverse consiste à estimer le jeu optimum des variables  $\theta_{\vartheta_1}^*, \dots, \theta_{\vartheta_N}^*$  qui minimise (COMBAL, 1999; Combal et al., 2003):

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^M v_i [(\tilde{\rho}_i(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda) - \rho_i(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda))^2] + \sum_{i=1}^N w_i [(\vartheta_0^i - \vartheta^i)^2] \quad (1.15)$$

La fonction coût (ou fonction de mérite)  $\chi^2$  caractérise l'écart, d'une part, entre l'ensemble des  $M$  réflectances mesurées ( $\tilde{\rho}_i(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$ ) et simulées ( $\rho_i(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$ ), et, d'autre part, entre le jeu des  $N$  variables  $\vartheta^i$  et leur valeur a priori  $\vartheta_0^i$ . Les termes pondérateurs  $v_i$  et  $w_i$  peuvent être introduits pour prendre en compte les erreurs de mesure ou pour favoriser les configurations les plus informatives pour restituer une variable particulière.

### 1.4.1.3 Approche statistique prédictive basée sur l'ensemble de information spectrale

Ces approches ont été mises en place suite à l'évolution technologique qui a permis de disposer de spectres plus complets définis sur un nombre croissant de longueurs d'onde (ordre de grandeur de la centaine ou du millier). Elles sont basées sur des méthodes linéaires (type régression) ou non-linéaires (comme les réseaux de neurones).

Parmi les méthodes linéaires les plus utilisées, on distingue la régression des moindres carrés partiels ou encore PLS-R (Partial Least Squares Regression). C'est une méthode statistique supervisée qui a été introduite par Wold (1982). Elle permet de construire des modèles prédictifs d'une variable d'intérêt (Y) lorsque les variables observées (X) sont nombreuses et très corrélées entre elles. Cette méthode de

régression a connu un grand succès dans le domaine de la chimie et la spectrométrie, où, souvent, les données répondent à ce type de propriétés.

L'idée de la PLS-R et de la regression linéaire en général, est de relier une matrice de données  $X = (X^1, X^2, \dots, X^p)$  et un vecteur de variables d'intérêt  $Y$ , de dimensions  $n \times p$  et  $n \times q$  respectivement, par une relation linéaire:

$$Y = \Phi X \quad (1.16)$$

Le problème revient donc à déterminer la matrice  $\Phi$ .

Lorsque le problème est surdéterminé, la solution classique (moindres carrés) consiste à écrire:

$$\Phi = Y.X^I = YX^T(XX^T)^{-1} \quad (1.17)$$

où  $X^I$  est la pseudo inverse de  $X$ .

Cependant, dans le cas de données spectrales, la matrice  $(XX^T)$  n'est généralement pas inversible: le nombre  $p$  d'échantillons est trop faible par rapport au nombre  $n$  de variables, et/ou les données sont trop corrélées.

Une première solution consiste alors à se projeter dans le sous-espace engendré par les premières composantes de la matrice d'inertie  $(XX^T)$  (analyse en composantes principales).

L'inconvénient de cette approche est que l'espace des composantes principales ne tient pas compte de la variable  $Y$ , et ne contient donc pas forcément les variations spectrales pertinentes pour le problème posé.

La PLS-R, au contraire, propose de conserver un ensemble de facteurs expliquant autant que possible la covariance entre les variables  $X$  et  $Y$  au lieu de  $X$  seulement pour l'analyse en composantes principales (ACP). Ces nouveaux facteurs sont appelés variables latentes ou composantes et sont construites de sorte que leur covariance avec  $Y$  soit maximale. Chaque composante est une combinaison linéaire des variables  $X^1, X^2, \dots, X^n$ . La régression PLS consiste ensuite à projeter  $X$  sur le nouveau espace latent afin de prédire la variable d'intérêt  $Y$  correspondante à chaque observation.

Plusieurs études scientifiques (Asner et al., 2009; Hansen and Schjoerring, 2003; Atzberger et al., 2010) ont montré que l'utilisation de cette méthode à la place des indices spectraux pour prédire des paramètres physiques et biochimiques de la végétation, comme le contenu en chlorophylle, la concentration en azote foliaire, la teneur en eau, la biomasse, etc., baissait l'erreur de prédiction.

Comparée à l'approche par inversion de modèle, la PLS a l'inconvénient de nécessiter un apprentissage. En contrepartie, elle permet la prédiction d'un éventail plus large de variables d'intérêt.

## 1.4.2 Caractérisation à l'échelle de la feuille

### 1.4.2.1 Approche basée sur les indices spectraux:

Un des plus anciens et des plus connus est l'indice de végétation normalisé (Normalised Difference Vegetation Index), appelé aussi NDVI (Rouse Jr et al., 1974; Tucker, 1979). Il est basé sur la différence de réflectance dans le rouge et dans le proche infrarouge et il est calculé selon la formule suivante:

$$NDVI = \frac{(\rho_{PIR} - \rho_R)}{(\rho_{PIR} + \rho_R)} \quad (1.18)$$

où  $\rho_{PIR}$  et  $\rho_R$  représentent les réflectances respectivement au proche infrarouge ( $\sim 800\text{nm}$ ) et au rouge ( $\sim 640\text{ nm}$ ).

Cet indice permet de différencier les surfaces végétales des autres types de surfaces car il est généralement beaucoup plus élevé (compris entre 0,6 et 1) pour de la végétation verte. Il peut également jouer

le rôle d'intermédiaire entre des valeurs de réflectance et les paramètres biophysiques du couvert végétal. Le NDVI a ainsi pu être corrélé à la biomasse végétale (Broge and Mortensen, 2002), à la teneur en chlorophylle (Penuelas et al., 1993; Hansen and Schjoerring, 2003) et à l'indice de surface foliaire (LAI) (Fan et al., 2009). Toutefois, ces relations entre les valeurs de NDVI et les valeurs de la variable d'intérêt présentent une portabilité limitée. Elles sont étalonnées sur des surfaces de végétation et des instruments spécifiques (dans des conditions très particulières) et ne seront pas applicables sur des données obtenues dans d'autres conditions.

Il faut noter aussi que le NDVI présente l'inconvénient d'une estimation excessive du pourcentage de couverture végétative au début de la saison de croissance et de la sous-estimation à la fin de la saison (Bannari et al., 1995).

Des outils de mesure commerciaux, s'appuyant sur cette idée, ont été mis au point. Ils visent à donner une information sur le contenu biochimique de la feuille à partir des mesures spectrales dans le domaine R et PIR. Ils utilisent le plus souvent une pince à feuille permettant d'être au contact de la feuille à étudier. A titre d'exemple, nous décrivons ci-dessous les trois types de matériel les plus utilisés:

**CHLOROPHYLLE-MÈTRE SPAD 502 PLUS à pince:** Le Chlorophyll Meter SPAD-502 Plus (Spectrum Technologies Illinois, USA, www.specmeters.com) est un instrument qui est initialement développé pour mesurer la teneur en chlorophylle directement sur les feuilles des plantes (figure 1.14), par une mesure de la transmittance de la feuille dans le rouge (650 nm) et l'infra-rouge (940 nm). Les mesures sont instantanées et non destructives, simplement en projetant de la lumière à travers la feuille mesurée. Il peut être utilisé pour contrôler la croissance et la santé des plantes sur une grande variété d'espèces comme le riz, le blé, le coton, les fruits et autres légumes.

Compte tenu des corrélations entre les teneurs en azote et en Chlorophylle, il a été adapté pour inférer la teneur en azote foliaire. Étant donné que cette corrélation n'est pas universelle pour toutes les espèces et même au sein d'une même espèce, cette technique suppose d'avoir une valeur de référence, c'est-à-dire une plante sur-fertilisée pour laquelle il n'existe pas de risque de déficience d'azote. La valeur SPAD obtenue sur une feuille dans la parcelle doit donc être comparée à cette valeur de référence pour savoir si la parcelle est en excès ou déficit d'azote.

La plupart des études relatives au chlorophylle-mètre ont pour but d'évaluer sa faisabilité pour estimer l'état azoté des plantes cultivées (Lee et al., 1999; Smeal and Zhang, 1994; Blackmer et al., 1994; Schepers et al., 1992; Fox et al., 1992) pour divers types de plantes. Dans (Blackmer and Schepers, 1995) et (Lee et al., 1999) une analyse de régression a été ainsi effectuée pour corréler les mesures de SPAD avec la teneur réelle en azote des échantillons. Une corrélation linéaire statistiquement significative a été obtenue entre la teneur réelle en N (% DM) et la teneur en chlorophylle. Cependant, le résultat de la mesure a également montré une variation élevée car le SPAD mesure seulement une petite partie de la feuille, ce qui impose de nombreuses mesures pour une évaluation correcte N.



Figure 1.14 – Chlorophylle-Mètre SPAD 502 PLUS à pince  
 (<https://www.kosmos.com.mx/tienda/catalog/minolta-spad-502-plus-meter-p-1648.html?language=en>)

**Yara N-Tester:** Yara N-Tester® (Yara, [www.yara.com](http://www.yara.com)) est également un outil électronique manuel qui permet de réaliser facilement et rapidement un diagnostic de nutrition azotée sur une culture en cours de croissance (1.15). N-Tester® est une méthode de pilotage reconnue, disponible en France depuis 1997 et développée et validée en partenariat avec Arvalis-Institut du Végétal. Le principe de la méthode N-Tester® repose sur le couplage de la méthode du bilan prévisionnel de l'azote du COMIFER - méthode d'évaluation globale des besoins de la culture et des fournitures du sol - avec un indicateur plante révélateur de l'état de nutrition azotée de la plante : le diagnostic N-Tester®. Elle est basée sur le même principe que le SPAD de mesure de la transmittance d'une feuille pour avoir sa concentration en chlorophylle. Elle propose une évaluation du statut azoté à partir de la mesure de la chlorophylle faite sur plusieurs feuilles dans la parcelle. La valeur N-Tester® est fortement influencée par le stade de croissance et la variété. Les conditions climatiques et la biomasse de la culture ont également une influence sur l'indice mesuré. Il ne faut donc 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.



Figure 1.15 – Yara N-Tester® (<http://serre.univ-lyon1.fr/Equipements.html>)

**RAMIS:** RAMIS (Radiomètre Portatif de Mesure In Situ) est un radiomètre de terrain portable qui a été développé par l'Université de Paris 7 - Denis Diderot pour effectuer de mesures de proximité de la biochimie des feuilles utile pour des applications en agriculture, en foresterie ou en écologie. En plus du dispositif SPAD conçu pour déterminer la concentration totale en chlorophylle et en azote, RAMIS estime également la teneur en eau et en matière sèche au niveau de la feuille. Son prototype est basé sur une pince à feuille constituée d'une LED à cinq longueurs d'onde (656, 721, 843, 937 et 1550 nm) et d'un système de capteurs pour les mesures de transmittance et de réflectance du feuille de plante. A partir de ces paramètres optiques, la méthode d'inversion directe du modèle PROSPECT (présenté

dans le paragraphe 1.4.2.2 qui suit) peut être utilisée pour calculer le contenu biochimique d'une feuille de plante (essentiellement la teneur en chlorophylle, en eau et en matière sèche) (Conejo et al., 2010).

### 1.4.2.2 Spectrométrie couplée à un modèle de transfert radiatif: PROSPECT

#### 1.4.2.2.1 Dispositifs de mesure

Il existe différents dispositifs pour acquérir les spectres de réflectance de la végétation directement au champ ou au laboratoire. Parmi eux on distingue:

- **Pince à feuille:** Une pince à feuille permet une mesure directe de la feuille au champ. Elle permet, grâce à une fibre optique reliée au spectromètre, d'être au contact de la feuille à étudier et contrôle également son éclairage. La feuille n'est éclairée que par la source lumineuse propre au spectromètre, l'éclairage ambiant ne perturbe pas la mesure (exemple: Phazir, ASD). Le spectromètre ASD (FieldSpec®), Analytical Spectral Devices, Inc. (ASD), Boulder 240 Colorado, USA) (figure 1.16) permet de plus, d'optimiser l'angle de la fibre optique (angle de 45° entre visée et réception) pour éviter la réflexion spéculaire sur les feuilles. La pince est dotée de deux fonds: un fond noir et un fond blanc. En réalisant une mesure avec chaque fond et selon la théorie de Kubelka-Monk (Kubelka and Munk, 1931), qui traite de la réflexion apparente des matériaux situés sur un fond, il est alors possible de retrouver la réflectance et la transmittance des échantillons mesurés. Sa gamme spectrale va de 350 nm à 2500 nm avec une résolution spectrale et une intervalle d'échantillonnage de 1 nm.



Figure 1.16 – Spectromètre de terrain: FieldSpec R , Analytical Spectral Devices, Inc.(ASD), Boulder, Colorado, USA

(<https://www.asdi.com/products-and-services/accessories/leaf-clip>)

- **Sphère intégrante:** Une sphère intégrante, (aussi dénommée sphère d'intégration ou sphère d'Ulbricht) est un composant optique consistant en une cavité creuse dont l'intérieur est revêtu d'une peinture assimilable à un diffuseur parfait et possédant des ports d'entrée et de sortie relativement petits. Pour les applications dans le domaine du visible au moyen infrarouge, le revêtement le plus utilisé est le sulfate de baryum (BaSO<sub>4</sub>) blanc. La forme de la cavité est généralement une sphère. Les faisceaux lumineux provenant de n'importe quel point de la surface interne de la sphère, sont distribués, en raison des multiples réflexions diffuses, de façon égale en tous les autres points de la sphère et ceci indépendamment de la direction originale de la lumière. La sphère intégrante permet, au laboratoire, de mesurer la réflectance hémisphérique des feuilles.

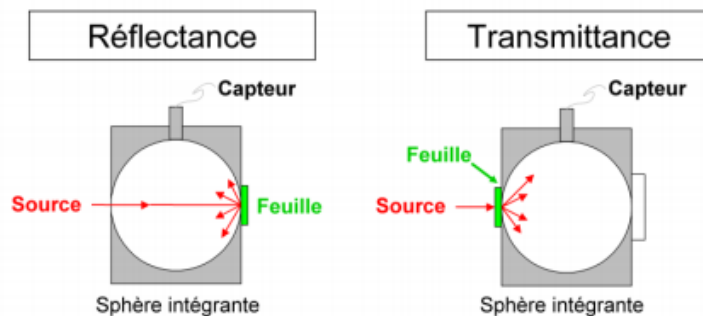


Figure 1.17 – Schéma d'une sphères intégrante de Réflexion/Transmission  
([http://www.ipgp.fr/~jacquemoud/publications/these\\_Feret2009.pdf](http://www.ipgp.fr/~jacquemoud/publications/these_Feret2009.pdf))

#### 1.4.2.2.2 Modèle de transfert radiatif: PROSPECT

PROSPECT (Jacquemoud and Baret, 1990), est un modèle général de transfert radiatif générant les propriétés optiques des feuilles de 400 nm à 2500 nm. Le modèle repose sur une description simplifiée de la structure interne et de la composition biochimique des feuilles (Figure 1.18). Ses variables d'entrée sont le paramètre de structure  $N_c$ , nombre de couches compactes indiquant le nombre moyen d'interfaces air / parois cellulaires dans le mésophylle, et les teneurs en chlorophylle, eau et matière sèche. Les spectres de réflectance simulés par PROSPECT, sont des valeurs intégrées sur un hémisphère qui ne représentent que partiellement la manière dont la surface des feuilles diffuse la lumière (réflectance hémisphérique).

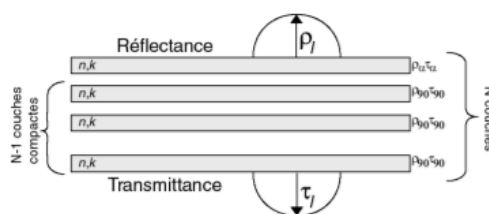


Figure 1.18 – Schéma de principe du modèle PROSPECT  
(<http://www.ipgp.jussieu.fr/~jacquemoud/publications/jacquemoud2005a.pdf>).

Deux types de dispositif sont utilisés pour effectuer des mesures utilisables avec PROSPECT: sphère intégrante et pince à feuille.

Le fait que le modèle PROSPECT soit limité à un nombre réduit de paramètres facilite son inversion. Cette simplicité en fait un bon outil pour illustrer les processus physiques et physiologiques qui contrôlent les caractéristiques observées dans les spectres des feuilles. Cependant, certaines des hypothèses limitent la précision du modèle. Par exemple, il suppose une répartition uniforme de l'eau et des pigments et la structure à l'intérieur de la feuille. En outre, la forte corrélation entre les différents pigments empêche de séparer les coefficients d'absorption individuels spécifiques. C'est pour cela que dans PROSPECT, le coefficient d'absorption de la chlorophylle est un coefficient global combinant en réalité l'ensemble des absorbants du visible. Plus récemment, Feret et al. (2008b) et Di Vittorio (2009) ont proposé deux nouvelles versions de PROSPECT permettant de séparer la chlorophylle et les caroténoïdes. Ces deux modèles sont les seuls à proposer l'estimation de plusieurs pigments foliaires à partir de coefficients spécifiques adaptés.



### 1.4.2.3 Spectrométrie couplée à la PLS-R

La régression PLS, comme les modèles physiques, permet de considérer la totalité des longueurs d'onde du spectre. Les outils de mesures utilisés sont de même la pince à feuille et la sphère d'intégrante.

Partant d'un ensemble de données spectrales étendu obtenu avec un de ces instruments couplées à des valeurs de référence obtenues par des méthodes d'analyse chimique de référence (exemple: la méthode Dumas (1831)), (Ecarnot et al., 2013; Serbin et al., 2011; Dechant et al., 2017; Jie et al., 2014) ont développé un modèle PLS-R efficace pour la caractérisation d'un trait important de la feuille: sa teneur en azote (leaf nitrogen content: LNC) et ceci indépendamment de la variété considérée. Cette approche constitue une méthode non destructive et non invasive pour l'observation du statut azoté de la plante pendant le cycle de croissance. Elle permet également une comparaison entre différents génotypes. Les performances de ce modèle serviront de référence pour les modèles étalonnés dans la suite de ce travail.

### 1.4.3 Caractérisation à l'échelle de la canopée

A l'échelle de la canopée on utilise essentiellement des dispositifs imageurs, afin d'avoir une information de distribution spatiale. Les dispositifs imageurs peuvent aller de quelques dixièmes de mm (imageurs de proximité) à quelques dizaines de m (télédétection) par pixel, et fournir une information multispectrale ou hyperspectrale.

#### 1.4.3.1 Imagerie multispectrale et hyperspectrale

Une image multi-spectrale est une collection de plusieurs images monochromes de la même scène (généralement de 3 à 15), chacune d'elles étant prise avec un capteur sensible à une longueur d'onde spécifique.

Elle peut permettre l'extraction d'informations supplémentaires que l'œil humain, assimilable à un capteur multi-spectral à 3 bandes, ne capture pas avec ses récepteurs pour le rouge, le vert et le bleu. L'acquisition d'images multi-spectrales est largement utilisée en télédétection.

L'imagerie hyperspectrale (IHS) ou spectro-imagerie (figure 1.19), par opposition à l'imagerie multi-spectrale, est une technologie permettant la représentation d'une scène suivant un grand nombre de bandes spectrales (généralement plus d'une centaine), étroites ( $\leq 10\text{nm}$ ) et contiguës. Ainsi en tout point de l'image, le système IHS enregistre la réflectance dans une large gamme du spectre, qui peut aller de l'Ultra Violet (UV) à l'infrarouge (Bock et al., 2010). Les données peuvent être vues sous la forme d'un cube 3D (figure 1.19): les deux premières dimensions fournissent l'information spatiale et une troisième dimension l'information spectrale. L'IHS peut être considérée comme un couplage de l'imagerie et de la spectroscopie ponctuelle. La spectroscopie ponctuelle regroupe des informations pour comprendre la physiologie des plantes (Montes et al., 2007), alors que l'information spatiale est utilisée pour comprendre la dynamique structurelle (Bucksch et al., 2014; Apelt et al., 2015). L'imagerie hyperspectrale a donc le potentiel d'extraire des informations liées à la dynamique fonctionnelle de la plante à la fois en termes de structure et de physiologie (Ustin and Gamon, 2010; Mahlein et al., 2012; Kuska et al., 2015; Bergsträsser et al., 2015) .

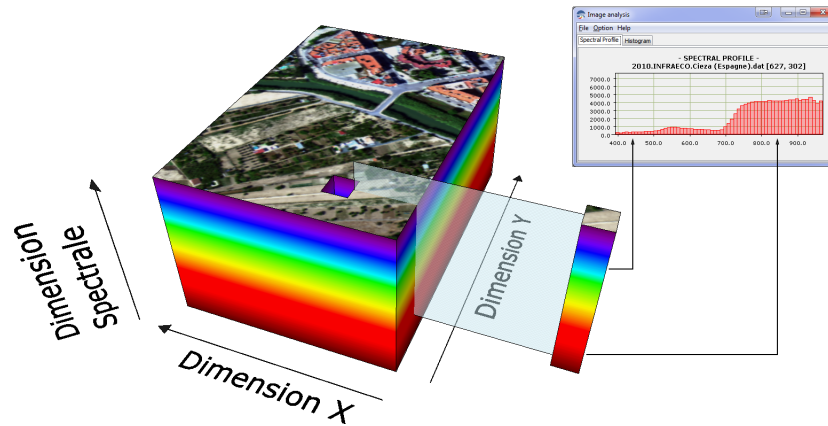


Figure 1.19 – Représentation d'une image hyperspectrale

L'utilisation de cette technique se retrouve dans divers domaines de recherche telles que la télédétection (Blackburn, 2007), les sciences de l'alimentation (Mishra et al., 2015; Mishra et al., 2016; Wu and Sun, 2013), la microbiologie (Gowen et al., 2015) et les sciences pharmaceutiques (Gendrin et al., 2008).

### 1.4.3.2 Enjeux de l'imagerie d'extérieur: éclairage naturel et effets de la structure de la canopée

#### 1.4.3.2.1 Éclairage naturel

En extérieur, contrairement aux dispositifs à pince mentionnés précédemment, l'imagerie est basée sur l'éclairage naturel qui est perturbé par l'atmosphère.

En effet, lors de son trajet depuis la source lumineuse, le soleil, vers la cible (surface terrestre), puis éventuellement de la cible vers le capteur lorsque celui-ci est à distance (télédétection), le rayonnement électromagnétique subit des interactions avec les molécules gazeuses et les particules (aérosols, gouttelettes d'eau, poussières) présentes dans l'atmosphère. Deux phénomènes essentiels se produisent : l'absorption et la diffusion atmosphériques. Le rayonnement peut être dévié de sa trajectoire, c'est le phénomène de diffusion atmosphérique, ou bien être en partie voire en totalité absorbé.

**Absorption et transmission atmosphériques:** Chacun des gaz constituant de l'atmosphère absorbe le rayonnement dans des longueurs d'onde spécifiques délimitant ainsi de nombreuses bandes d'absorption. Parmi ces gaz:

- L'ozone absorbe essentiellement les rayonnements ultraviolets dont la longueur d'onde est inférieure à 290 nm, une très faible partie des rayonnements dans le rouge et dans l'infrarouge thermique (950 nm).
- L'oxygène absorbe le rayonnement proche infrarouge dans une bande très étroite autour de 750 nm.
- La vapeur d'eau, le dioxyde de carbone et les autres gaz à effet de serre absorbent la quasi-totalité du rayonnement dans l'infrarouge moyen (1000 à 2500 nm).

Les longueurs d'onde pour lesquelles le rayonnement électromagnétique est peu ou pas absorbé constituent ce que l'on appelle les fenêtres de transmission atmosphériques. Dans ces fenêtres, pratiquement tout le rayonnement est transmis. Les capteurs satellitaires dédiés à l'observation de la Terre

utilisent ces fenêtres pour observer la surface terrestre et celle des océans.

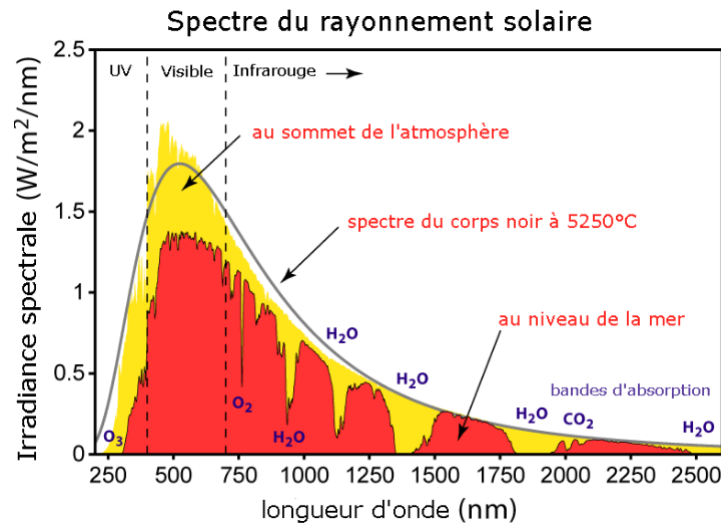


Figure 1.20 – Les spectres du rayonnement solaire à la limite de l'atmosphère et au niveau de la mer comparés à celui d'un corps noir de même température

([https://fr.wikipedia.org/wiki/Bilan\\_adiatif\\_de\\_la\\_Terre](https://fr.wikipedia.org/wiki/Bilan_adiatif_de_la_Terre))

**Diffusion atmosphérique:** Lors de sa traversée atmosphérique, l'interaction du rayonnement avec les molécules gazeuses et particules présentes dans l'atmosphère peut provoquer une déviation du rayonnement dans toutes les directions, diminuant ainsi l'énergie transportée par le rayonnement électromagnétique. C'est le phénomène de diffusion atmosphérique. Il dépend de plusieurs paramètres comme la longueur d'onde du rayonnement, la densité et la taille des particules et des molécules atmosphériques et l'épaisseur de la couche atmosphérique à traverser.

On distingue ainsi trois types de diffusion:

- *La diffusion de Rayleigh:* Elle se produit lorsque la taille des particules ( $O_2$ ,  $N_2$ ,  $CO_2$ , vapeur d'eau, poussière, etc.) est petite devant les longueurs d'onde, typiquement inférieure à quelques dizaines de nanomètres. On parle de diffusion de Rayleigh. C'est un phénomène qui se produit surtout pour les longueurs d'onde les plus courtes du spectre (violet, bleu). Elle affecte les hautes couches de l'atmosphère et c'est elle qui explique la couleur bleue du ciel pendant la journée.
- *La diffusion de Mie:* Elle se produit lorsque la taille des particules est de l'ordre de grandeur ou plus grande que la longueur d'onde du rayonnement. Les gouttelettes d'eau, les cristaux de glace, ou les aérosols présents dans l'atmosphère (poussières, fumées, pollens) sont les principaux vecteurs de la diffusion de Mie. Elle se produit plutôt dans les couches basses de l'atmosphère (qui contiennent plus d'aérosols) et donne à la couleur du ciel un aspect bleu délavé, voire jaunâtre.
- *La diffusion non sélective:* Elle se produit lorsque la taille des particules atmosphériques est beaucoup plus grande que la longueur d'onde du rayonnement. Elle est due notamment aux gouttelettes d'eau que l'on trouve dans les nuages et les brouillards. La diffusion non sélective affecte toutes les longueurs d'onde, ce qui explique la couleur blanche des nuages.

Le rayonnement solaire direct diffusé par les molécules gazeuses, les aérosols, et les gouttelettes d'eau contribue à créer un rayonnement diffus qui va provenir de l'ensemble de la voûte du ciel. La proportion

du rayonnement diffus, appelée fraction diffuse, dépend notamment des conditions météorologiques. Dans le cas général, cette variabilité du contenu spectral de l'éclairement au niveau de la canopée devra être prise en compte soit par des modèles de correction atmosphérique, soit par l'utilisation de surfaces de référence du sol.

#### 1.4.3.2.2 Structure de la canopée

Comme indiqué plus haut (section 1.3.2.1), la structure même de la canopée induit divers phénomènes (orientation des feuilles, réflexion spéculaire, réflexions multiples, sol) susceptibles de modifier le réflectance apparente perçue par l'imageur.

Nous verrons ci-dessous que ces phénomènes peuvent être pris en compte à degrés divers, selon qu'il s'agit d'imagerie à basse ou haute résolution.

#### 1.4.3.3 Imagerie à basse résolution

Les caractéristiques biophysiques observables les plus utilisées au niveau de la canopée sont l'indice de surface foliaire (LAI), le contenu en chlorophylle, la fraction du rayonnement photosynthétiquement actif absorbé par le couvert (fAPAR), le taux de couverture (T.C) et enfin la biomasse. Parce que l'imagerie satellitaire à basse résolution effectue une mesure intégrée sur une surface (de 1 à 100  $m^2$ ), les données spectrales collectées permettent dans une certaine mesure de retrouver ces caractéristiques.

##### 1.4.3.3.1 Approches basées sur le calcul d'indices spectraux

Les indices spectraux sont très sensibles a priori à un certain nombre de facteurs perturbateurs tels que la contribution du sol, les effets atmosphériques et la géométrie de visée et restent, pauvres et insuffisants, notamment pour des applications quantitatives. Nous évoquerons quelques exemples d'indices:

**PVI:** Le PVI est défini comme étant la distance perpendiculaire d'un point de végétation à la droite d'un sol connu a priori dans l'espace spectral (R-PIR). Cela a pour conséquence de produire des isolignes de végétation (couverture végétale d'égale densité) parallèles à la droite du sol.

Le PVI est nul pour des pixels correspondant aux sols, il est négatif pour des pixels correspondant à l'eau et aux nuages et il est positif pour des pixels correspondant à la végétation.

$$PVI = \frac{(\rho_{PIR} - a\rho_R - b)}{\sqrt{a^2 + 1}} \quad (1.19)$$

où

a : pente de la droite du sol dans l'espace (R, PIR)

b : ordonnée à l'origine de la droite des sols

Le PVI n'a une signification que sur des zones faiblement couvertes de végétation où le signal du sol est prépondérant, et se détériore lorsque la végétation se densifie (Huete et al., 1985).

**SAVI:** Le SAVI (en anglais: Soil Adjusted Vegetation Index), vient compléter le PVI en prenant en compte l'interaction complexe entre le feuillage et le sol et introduit un paramètre d'ajustement, noté L, qui caractérise le sol et son taux de recouvrement par la végétation. L prend la valeur de 0,25 pour une forte densité et de 1 pour une très faible densité de végétation. Pour des densités intermédiaires, il est égal à 0,5.

$$SAVI = \frac{(\rho_{PIR} - \rho_R)}{(\rho_{PIR} + \rho_R + L)}(1 + L) \quad (1.20)$$

**ARVI:** Les gaz et aérosols présents dans l’atmosphère affectent le rayonnement électromagnétique par les processus de diffusion et d’absorption. Kaufman and Tanre (1992) ont proposé un indice permettant de réduire les effets atmosphériques en utilisant la bande bleue (B), l’indice ARVI (en anglais: Atmospherically Resistant Vegetation Index), défini par:

$$ARVI = \frac{(\rho_{PIR} - \rho_{RB})}{(\rho_{PIR} + \rho_{RB})} \quad (1.21)$$

où :  $\rho_{RB} = \rho_R - \gamma (\rho_B - \rho_R)$  est une combinaison des réflectances dans les bandes spectrales bleue et rouge.

$\gamma$  est un facteur d’auto-correction atmosphérique qui dépend du type d’aérosols présents. Il est calculé à partir des réflectances intrinsèques de l’atmosphère dans les bandes bleue et rouge.

**Position du red edge:** La position du red edge est obtenue par la comparaison de bandes dans son voisinage. Elle peut être corrélée à des valeurs de paramètres mesurés dans le terrain comme la teneur en chlorophylle (Lichtenthaler et al., 1996) et la biomasse (Broge et Mortensen, 2002). Elle est utilisée aussi comme indicateur de la qualité du stress de la végétation (Filella and Penuelas, 1994) puisque tous les phénomènes pouvant provenir d’un stress de la végétation (baisse de la teneur en chlorophylle, défoliation, etc.) conduisent au même effet : un décalage du red edge vers les courtes longueurs d’onde (Vigneau, 2007).

#### 1.4.3.3.2 Modèle physique: PROSAIL

La voie de recherche consistant à définir un modèle physique régissant les interactions entre le rayonnement électromagnétique et le système couplé sol-végétation-atmosphère a été ouverte par Goel and Strebel dès 1983.

#### Présentation du modèle SAIL

Parmi les différents modèles présents dans la littérature à l’échelle de la canopée, le modèle SAIL (Scattering from Arbitrary Inclined Leaves ; Verhoef (1984)) se caractérise par sa simplicité, son nombre limité de paramètres d’entrée et son temps d’exécution assez court. Tous les paramètres ont un sens physique et peuvent être mesurés avec plus ou moins de difficulté.

Il repose sur le système d’équations différentielles suivant:

$$\begin{aligned} \frac{dE_s}{dx} &= k^* E_s \\ \frac{dE_-}{dx} &= -s E_s + a E_- - \sigma E_+ \\ \frac{dE_+}{dx} &= -s' E_s + \sigma E_- - a E_+ \\ \frac{dE_0}{dx} &= w E_s + v E_- + u E_+ - K^* E_0 \end{aligned}$$

où  $x$  représente l’épaisseur du milieu,  $E_s$  le flux directionnel incident,  $E_-$  le flux descendant,  $E_+$  le flux montant,  $E_0$  le flux directionnel dans la direction de l’observateur. Les coefficients d’extinction ( $k^*$  et  $K^*$ ) et de diffusion ( $s$ ,  $s'$ ,  $a$ ,  $\sigma$ ,  $u$ ,  $v$  et  $w$ ) sont définis en fonction des propriétés optiques des feuilles et de la géométrie du couvert (LAI et LAD).

Les principales hypothèses du modèle sont que le couvert est homogène et infiniment étendu, que les feuilles sont lambertiennes, de propriétés optiques identiques sur les deux faces, et de distribution azimutale aléatoire. La hauteur du couvert n’intervient pas explicitement, mais par l’intermédiaire du LAI.

Le modèle PROSAIL est un modèle couplant le modèle de propriétés optiques de feuilles PROSPECT et le modèle de réflectance bidirectionnelle du couvert SAIL. Les paramètres de sortie du modèle PROSPECT sont utilisés comme paramètres d'entrée pour le modèle SAIL. Le modèle PROSPECT + SAIL (figure 1.21) calcule alors les spectres de réflexion de la canopée à partir des paramètres suivants:

- Paramètres biophysiques de la canopée: concentration des chlorophylles a et b, teneur en eau, structure de la mésophylle des feuilles N, LAI, angle d'inclinaison.
- Réflectance spectrale du sol, supposé être lambertien.
- Paramètres externes: fraction de rayonnement solaire entrant diffusé, angle zénithal du soleil, angles zénithaux du capteur et angle d'azimut entre le soleil et le capteur respectivement.

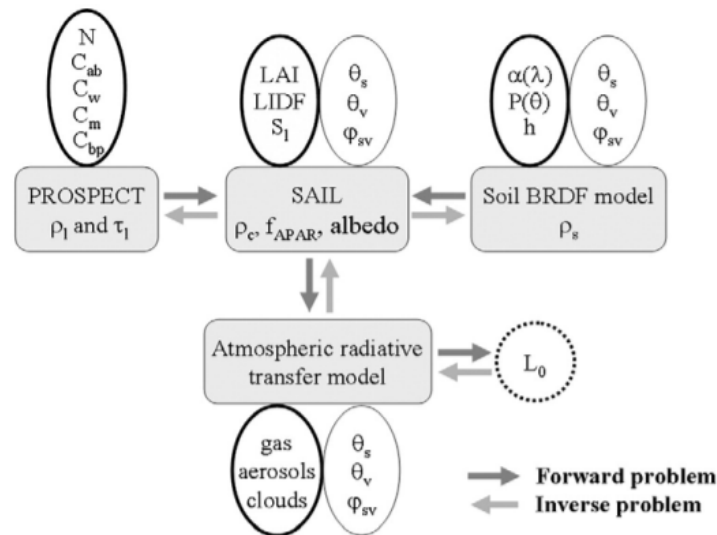


Figure 1.21 – Principe du modèle PROSAIL: couplage des modèles de transfert radiatif SAIL et PROSPECT pour simuler la signature spectrale et la réflectance directionnelle du couvert dans les sens direct et inverse. Les variables d'entrée sont listées dans les ellipses blanches, les modèles et les variables de sortie sont intégrés dans des boîtes grises (Jacquemoud et al., 2009)

Lorsqu'il est intégré dans une procédure d'inversion, PROSAIL est utilisé pour la récupération des propriétés biophysiques de la végétation. Il relie la variation spectrale de la réflectance des couvertures, qui est principalement liée aux teneurs biochimiques des feuilles, avec sa variation directionnelle, qui est principalement liée à l'architecture de la canopée et au contraste sol / végétation. Ce lien est essentiel à l'estimation simultanée des variables biophysiques / structurales de la canopée pour les applications dans l'agriculture, la physiologie végétale ou l'écologie à différentes échelles. Plusieurs implémentations de cette méthode ont conduit à une bonne estimation de  $C_{ab}$ , LAI,  $f_{APAR}$  et  $f_{Cover}$  (Weiss et al., 2000; Combal et al., 2002; Verhoef and Bach, 2003; Koetz et al., 2005). La grande diffusion de PROSPECT et SAIL dans le milieu de la recherche est attribuée à leur simplicité et surtout leur efficacité. Ces deux modèles, individuellement ou ensemble, ont largement contribué à améliorer notre compréhension physique des processus de transfert radiatif dans les couverts végétaux.

#### 1.4.3.4 Imagerie à haute résolution

En télédétection, la caractérisation de la végétation a été étudiée à l'aide de l'imagerie hyperspectrale pendant de nombreuses années (Blackburn, 2007).

Cependant, en agronomie, le phénotypage s'intéresse à des micro-parcelles de quelques m<sup>2</sup> seulement. La télédétection est donc inadaptée du fait de sa trop faible résolution spatiale.

Par ailleurs, la spectrométrie ponctuelle (pince ASD) n'est pas assez représentative de l'état d'une parcelle: il faut effectuer plusieurs mesures sur une même feuille afin de capter la variabilité spectrale de la feuille, ce qui implique un nombre de mesures inenvisageable pour avoir une bonne représentativité. L'imagerie hyperspectrale de proximité est un moyen d'éviter ces deux écueils. Elle permet de représenter une image de chaque micro-parcelle et de capter sa variabilité. La faible distance capteur-cible permet en plus de fournir une résolution spatiale de haute qualité caractérisée par des pixels "purs", i.e. qui ne contiennent qu'une seule classe (par exemple, un pixel mixte peut contenir de la végétation et du sol nu. Un pixel pur ne contiendrait qu'une seule de ces deux classes).

Là encore, différentes approches peuvent être envisagées pour exploiter l'information spectrale collectée.

##### 1.4.3.4.1 Modèle PROCOSINE

Des modèles de transfert radiatif ont longtemps été utilisés pour caractériser le contenu foliaire au niveau des feuilles et des canopées (PROSPECT, SAIL et PROSAIL). Cependant, ils ne s'appliquent pas à la spectroscopie par imagerie à haute résolution, puisqu'ils ne prennent généralement pas en compte certains effets directionnels. Pour cela, une nouvelle approche physique a été introduite par Jay et al. (2016) pour décrire et simuler la variation de la réflectance des feuilles observée à cette échelle. Deux paramètres sont ainsi introduits pour représenter la réflexion spéculaire à la surface de la feuille et l'orientation locale des feuilles. Ce modèle, appelé COSINE (CLOse-range Spectral ImagINg of lEaves), est combiné avec le modèle de réflectance hémisphérique directionnel des propriétés optiques de la feuille, PROSPECT, pour relier la réflectance mesurée au contenu foliaire. PROCOSINE décrit alors la variabilité spectrale supplémentaire induite par les effets directionnels et l'orientation des feuilles. Lorsqu'il est appliqué en mode inverse à des images hyperspectrales de proximité, il permet la récupération des paramètres PROSPECT (par exemple, la teneur en chlorophylle et l'eau), mais aussi des effets spéculaires et de l'orientation des feuilles par rapport à la source, et de réaliser la cartographie de ces divers éléments.

En ce sens, PROCOSINE est une solution pour contourner les effets multiplicatifs et additifs sur la réflectance résultant respectivement de l'inclinaison des feuilles et des réflexions spéculaires.

##### 1.4.3.4.2 PLS-R

Comme on a vu précédemment, la régression PLS utilise toute l'information spectrale disponible pour fournir une prédiction des variables explicatives.

En association avec l'imagerie hyperspectrale, elle permet de construire des cartographies de haute résolution spatiale du contenu biochimique à l'échelle de la canopée. Le modèle PLS-R est étalonné à partir d'un ensemble d'apprentissage formé par le couple (spectre de réflectance, Variable d'intérêt). Avant l'étalonnage de la PLS, les spectres de réflectance peuvent être pré-traités afin d'éliminer toute perturbation liée à l'orientation et à la réflexion spéculaire agissant sur le spectre mesuré. L'effet additif sur la réflectance observée peut être éliminé par le centrage du spectre. Alors que le facteur multiplicatif dû à l'inclinaison des feuilles peut être surmonté par une normalisation (par exemple Standard Normal Variate (SNV) qui inclut également le centrage) ou transformation logarithmique.

Une fois le modèle construit, il est appliqué sur l'image hyperspectrale après application des mêmes

pré-traitements. La cartographie résultante décrit la variable d'intérêt.

Vigneau et al. (2011) a montré que cette technique non-destructive est prometteuse pour évaluer la teneur en azote dans des feuilles de blé isolées cultivées en serre ou en champ comme nous le verrons plus loin.

Cependant, elle reste tributaire de la présence du phénomène des réflexions multiples pour lequel les pré-traitements évoqués sont inefficaces. Celui-ci induit généralement du biais sur les valeurs prédites, si l'étalonnage a été effectué en imageant des feuilles isolées. Une solution pourrait être d'effectuer l'étalonnage du modèle à partir de feuilles en situation dans la plante, mais elle est inapplicable en pratique.





#### 1.4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné quelques exemples de variables agronomiques ainsi que l'importance de leur mesure pour la caractérisation et le suivi des plantes. Nous avons également présenté les principes de base de l'interaction lumière-matière et ses effets sur la propagation de la lumière dans le cas général. Cette approche a été ensuite détaillée dans le cas précis de la végétation à l'échelle de la feuille puis du couvert. Nous avons vu que la signature spectrale de la végétation était fortement affectée par la composition biochimique et la structure cellulaire des tissus foliaires. A l'échelle du couvert, nous avons présenté les facteurs qui influençaient cette signature spectrale. Ces facteurs sont liés à la structure géométrique du couvert et, dans le cas de la télédétection, aux propriétés optiques du sol.

Nous avons ensuite exposé les différents travaux effectués à l'échelle de la feuille et de la canopée concernant la caractérisation de la végétation à partir de l'information spectrale. L'étude des avantages et des inconvénients de chaque approche a permis de montrer que l'imagerie hyperspectrale de proximité est bien adaptée à l'objectif de phénotypage. En association avec la régression des moindres carrés partiels ou PLS-R, elle permet de construire des cartographies de haute résolution spatiale du contenu chimique à l'échelle de la canopée.

Cependant, plusieurs phénomènes optiques doivent être pris en compte lors de l'application de cette approche aux scènes de végétation dans des conditions naturelles. Notamment, les facteurs additifs et multiplicatifs liés respectivement à la réflexion spéculaire et à l'inclinaison des feuilles qui peuvent être surmontés par pré-traitement. Mais le phénomène qui pose le plus de défis est la réflexion multiple. Les exemples de spectres affectés par ce phénomène ne peuvent pas être inclus dans l'ensemble d'étalonnage de la PLS-R, ce qui implique une prédiction biaisée de la variable d'intérêt.

Bien que la réflexion multiple puisse être prise en compte dans certains modèles de télédétection à l'échelle de la canopée, aucune étude n'a été proposée à ce jour sur la façon dont un tel phénomène affecte les évaluations spectrales de la biochimie végétale par imagerie de proximité.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes intéressés à analyser ces effets dans le contexte de l'imagerie hyperspectrale à des fins de phénotypage végétal afin de proposer des méthodes chimiométriques pour les surmonter.

Pour ce faire une approche par simulation nous a permis, dans un premier temps, d'analyser en détail la distribution dans l'espace spectral des perturbations engendrées par les réflexions multiples dans différents contextes d'architecturaux du couvert et de quantifier leurs effets sur les prédictions issues des modèles de régression (Chapitre 2). Cette analyse nous a ensuite permis, dans un second temps, de mettre au point une correction basée sur la formulation analytique des réflexions multiples applicable dans le cas d'une régression PLS (Chapitre 3).



## Chapitre 2

# Analyse spectrale des réflexions multiples dans l'imagerie hyperspectrale des scènes de végétation

### 2.1 Introduction

L'OBJECTIF de ce deuxième chapitre est de documenter en détail les effets de réflexions multiples au niveau du couvert végétal dans le contexte de l'imagerie hyperspectrale, afin d'évaluer leur influence sur la prédiction PLS-R (régression des moindres carrés partiels) (Wold, 1985) du contenu biochimique et de développer des outils de traitement adaptés dans une autre étape. Une telle étude nécessite d'isoler les phénomènes considérés, pour comparer par exemple leur effet sur une même feuille pour diverses positions dans la canopée. À cette fin, une approche de simulation a été choisie, permettant de traiter des situations simplifiées.

Plusieurs auteurs ont proposé des outils de simulation pour documenter les interactions lumière-végétation selon l'architecture de la canopée. Trois approches principales ont été développées: la formulation analytique, le calcul du lancer des rayons et le calcul de la radiosité imbriquée (Widlowski et al., 2007). Un exemple typique de formulation analytique est le modèle SAIL (Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves) développé par (Verhoef, 1984). Ces auteurs ont proposé de considérer la canopée comme un milieu turbide caractérisé par des coefficients de diffusion et d'extinction de la lumière, afin de définir sa fonction bidirectionnelle de distribution de réflectance (BRDF) à une échelle macroscopique. Les variables d'entrée sont la réflectance et la transmittance de la feuille isolée (considérée comme lambertienne), les conditions de mesure (angle zénithal solaire), l'indice de la surface foliaire et une répartition statistique de l'inclinaison des feuilles. Ce modèle a été largement utilisé, soit pour estimer l'effet des variables de la feuille et de l'architecture sur la réflectance de la canopée (Bacour et al., 2002; Bowyer and Danson, 2004), soit pour évaluer les paramètres de la canopée par la réflectance.

Les modèles de lancer de rayons représentent la façon la plus complexe de simuler la propagation de la lumière à l'intérieur de la scène. Ils requièrent une description détaillée de la structure interne du couvert (feuilles, branches, etc.) et des feuilles telle qu'on l'observe au microscope (cellules du parenchyme, de l'épiderme, etc.) et la connaissance de l'indice de réfraction et des coefficients d'absorption spécifiques des matériaux de chaque élément présent dans la scène. Appliqués au niveau du couvert, ces modèles tels que DART (Landier et al., 2015) simulent le spectre de rayonnement de chaque feuille dans la canopée en tenant compte de leur BRDF locale, les interactions lumière-plante

étant simulées dynamiquement pour chaque organe (Chelle et al., 2007). Ces modèles ont été utilisés pour évaluer le rayonnement photosynthétiquement actif (PAR) ou l'interception de lumière par la canopée (Cici et al., 2005).

La radiosité imbriquée (Chelle and Andrieu, 1998) peut être considérée comme intermédiaire entre les deux approches précédentes. Ici, les feuilles sont considérées comme des surfaces lambertiennes: leur BRDF ne dépend pas des angles d'incidence et d'observation, ce qui conduit à un calcul simplifié des réflexions multiples dans n'importe quel point de la scène. En effet, une fois que l'équation décrivant l'équilibre radiatif a été résolue, elle peut être utilisée pour calculer les rayonnements de feuilles pour chaque longueur d'onde (Dorigo et al., 2007). Par conséquent, par rapport au lancer des rayons, la radiosité imbriquée nécessite beaucoup moins de ressources informatiques. Evers et al. (2007) l'ont utilisé pour simuler l'influence du ratio rouge / rouge lointain sur le blé. La radiosité imbriquée a également été utilisée pour simuler la distribution de la lumière dans les structures de la canopée (Barillot et al., 2013; Sarlikioti et al., 2011; Wiechers et al., 2011).

Parmi ces trois approches de modélisation des interactions lumière-végétation décrites ci-dessus, seule la première (SAIL) a été conçue explicitement pour les applications de mesure optique. Cependant, sa sortie consiste en un spectre de rayonnement moyen unique (pour un angle d'observation donné). En ce sens, il n'est pas adapté à une imagerie hyperspectrale de proximité, pour laquelle une analyse détaillée de la répartition spatiale des rayonnements observables serait préférable. À ce titre, les approches de lancer des rayons et de radiosité imbriquée sont pertinentes car elles permettent de spatialiser les effets de réflexions multiples. En outre, elles peuvent être également couplés avec des modèles d'architecture 3D pour simuler diverses structures de canopée.

Dans le cadre de la thèse, nous avons choisi d'utiliser le modèle de calcul de la radiosité imbriquée CARIBU (Chelle et al., 2004), couplé au modèle architectural 3D ADEL-Wheat (Fournier et al., 2003), qui génère des canopées de blé typiques. Nous l'avons utilisé pour analyser la distribution statistique des effets de réflexions multiples dans l'espace spectral et pour préciser comment cette distribution statistique affecte la performance des outils de prédiction spectrale standard comme la PLS-R dans une image hyperspectrale synthétisée.

Le reste du chapitre est organisé comme suit. La section 2 présente les outils de simulation ainsi que la méthodologie utilisée pour mettre en place notre approche. Dans la section 3, les résultats sont présentés et analysés en fonction de leur interprétation physique. Enfin, la conclusion et la discussion sont exposées à la section 4.

L'ensemble de ce chapitre a fait l'objet d'une publication: Al Makdessi et al. (2017).

## 2.2 Matériels et méthodes

Le développement méthodologique de notre travail est résumé par l'organigramme 2.1. Il s'appuie sur l'utilisation des modèles ADEL-Wheat et Caribu pour la simulation de spectres affectés par les réflexions multiples. Une analyse en composantes principales (ACP) a tout d'abord été utilisée pour représenter ces spectres issus des simulations de scènes de culture de blé et analyser leur distribution dans l'espace spectral. La régression par moindres carrés partiels (PLS-R) a été ensuite utilisée pour analyser les effets des réflexions multiples sur la performance d'un modèle de prédiction de teneur en azote.

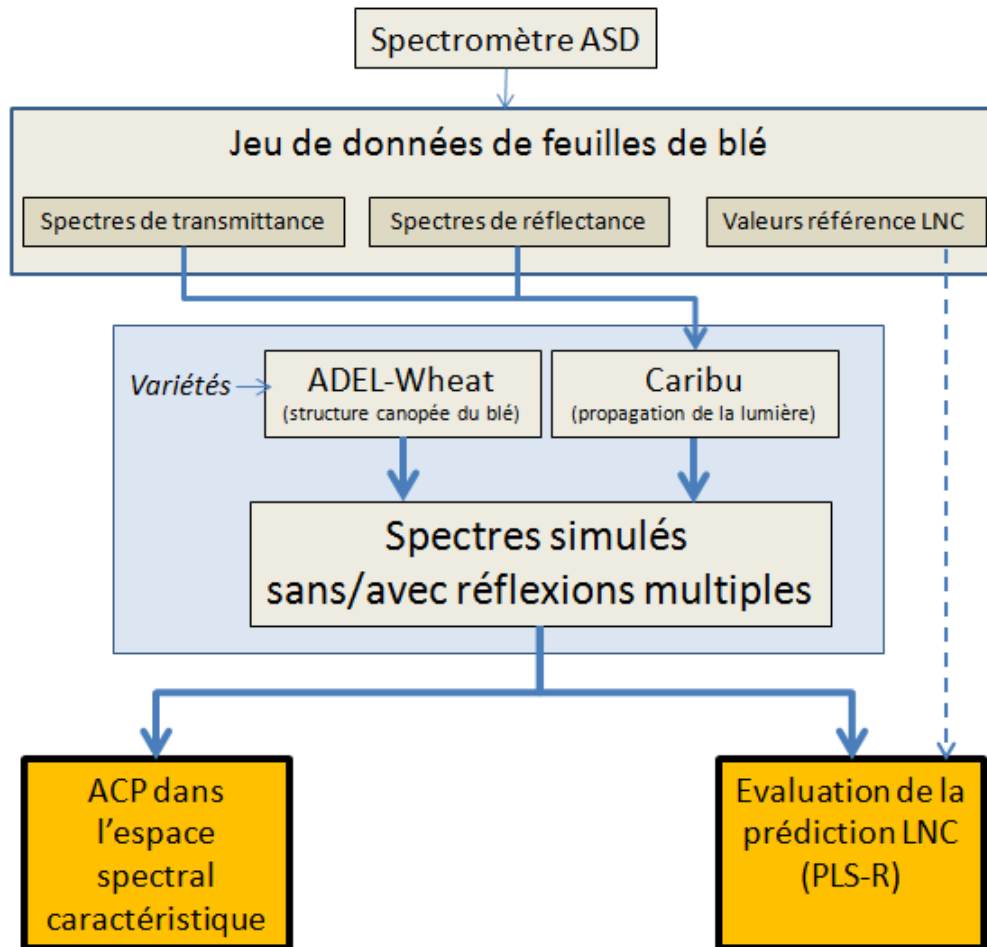


Figure 2.1 – Organigramme de la méthodologie mise en œuvre dans cette étude  
*LNC: teneur en azote des feuilles (Leaf Nitrogen Content) PLS-R: régression des moindres carrés partiels*

### 2.2.1 Outils de simulation

ADEL-Wheat et Caribu sont des outils de simulation inclus dans la plate-forme open source OpenAlea (Pradal et al., 2008) dédiée à la modélisation des scènes typiques de canopées. Ces outils sont brièvement présentés dans cette section, ainsi que les adaptations nécessaires requises pour notre travail.

### 2.2.1.1 Simulation des scènes de canopées de blé avec ADEL-Wheat

ADEL-Wheat (Fournier et al., 2003) est un modèle de canopée dédié aux cultures de blé, qui permet de générer des descriptions dynamiques 3D de la structure du couvert, depuis la levée jusqu'à la récolte. Son développement a été basé sur l'observation de données réelles, en tenant compte des règles d'évolution dynamique ainsi que des paramètres structurels qui peuvent être ajustés d'une variété à l'autre (courbure et disposition des feuilles, géométrie et inclinaison des talles, etc.). D'autres paramètres comme la vitesse de sénescence peuvent être également contrôlés.

Par conséquent, ADEL-Wheat peut générer une scène 3D typique de couvert de blé à n'importe quel stade phénologique spécifié par l'utilisateur exprimé en degrés jour<sup>1</sup> ( $^{\circ}\text{C d}$ ) depuis l'émergence de la plante. Chaque organe est représenté par un ensemble de polygones. Une étiquette est attachée à chaque polygone, indiquant le type d'organe (tige, feuille fraîche, feuille sénescente, etc.). ADEL-Wheat, ainsi que les outils nécessaires à la visualisation de sa sortie 3D (PlantGL, 3D Viewer) sont inclus dans la plate-forme OpenAlea. La figure 2.2 illustre des exemples de modèles de canopées de blé simulé par ADEL-Wheat selon les deux variétés Maxwell et Soissons à 1200  $^{\circ}\text{C d}$ . Elles sont caractérisées par des paramètres structurels différents des feuilles: flexible pour Soissons et erectophile pour Maxwell. Ces modèles sont associés à une fonction de périodisation, afin d'obtenir une canopée virtuelle de dimensions infinies lors de l'application d'un modèle de propagation de lumière.

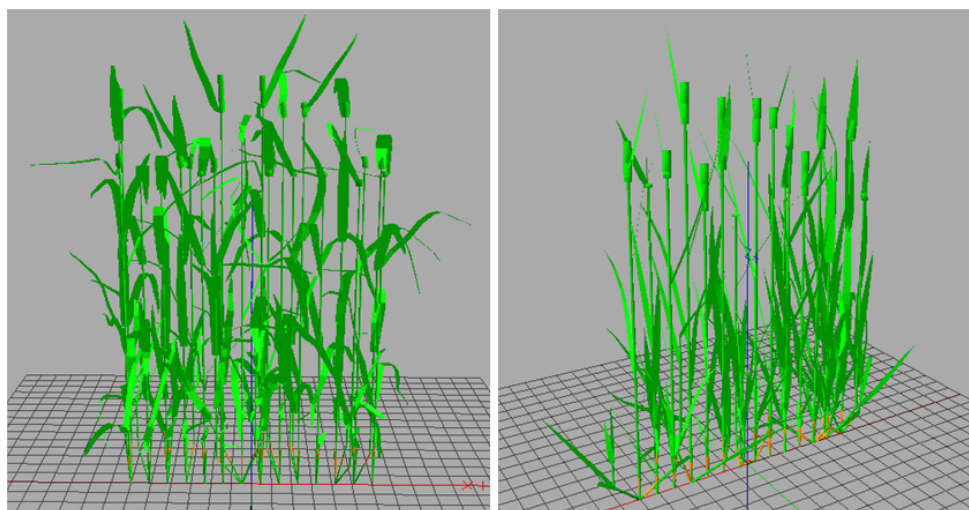


Figure 2.2 – Exemples de simulation de canopée de blé avec ADEL-Wheat à 1200  $^{\circ}\text{C d}$  pour deux variétés. A gauche: Soissons. A droite: Maxwell

### 2.2.1.2 Simulation de la propagation de la lumière avec Caribu

Une fois que les scènes de canopée de blé ont été modélisées à l'aide du modèle ADEL-Wheat, la deuxième étape est de simuler la propagation de la lumière selon les propriétés optiques des feuilles. À cette fin, le modèle de propagation de la lumière Caribu a été utilisé.

Ce dernier a été développé pour évaluer la quantité de lumière reçue par chaque organe dans une structure de canopée donnée. Il s'agit d'un outil de simulation proposé par la plate-forme OpenAlea, qui repose sur le modèle de radiosité imbriquée développé par Chelle and Andrieu (1998). En plus de la géométrie 3D de la canopée définie précédemment, Caribu doit disposer des propriétés optiques de chaque type d'organe (et donc de chaque polygone) en termes de réflectance et de transmittance, ainsi que la répartition de la source d'éclairage au-dessus de la canopée.

<sup>1</sup>Les degrés-jour consiste en une unité utilisée pour mesurer la durée d'un cycle vital ou d'une phase particulière de croissance d'un organisme obtenu en multipliant le temps par la température moyenne au cours de ce nombre spécifique de jours.

Dans ce qui suit, nous avons utilisé un éclairage standard proposé par le package Caribu, qui correspond à un ciel couvert. Il est constitué de seize sources directionnelles réparties au-dessus de la canopée, afin de simuler des conditions réelles d'un éclairage diffus. L'intensité du rayonnement source augmente lorsqu'on s'approche du zénith (Figure 2.3).

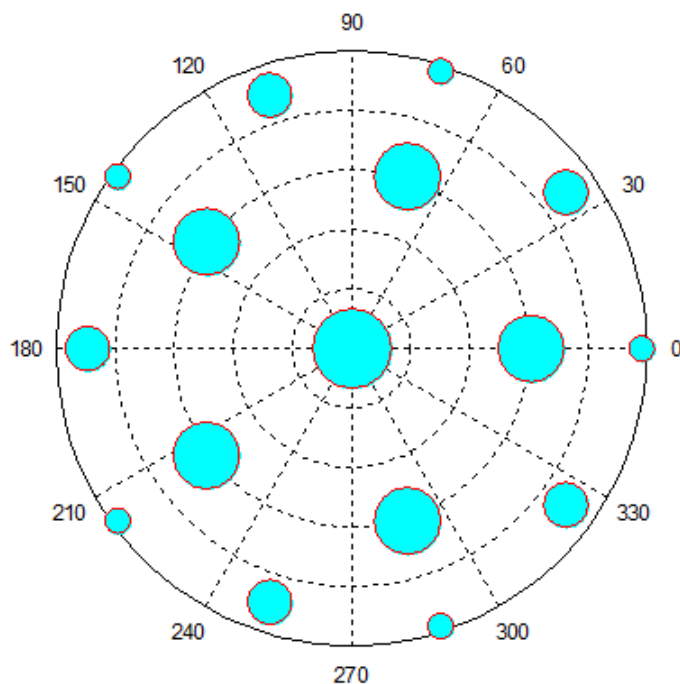


Figure 2.3 – Distribution de la source d'éclairage utilisée pour la simulation Caribu (représentation polaire).  
*La taille de chacun des 16 disques est proportionnelle à la radiance de la source correspondante.*  
*Le zénith est au centre du cercle. Les chiffres environnants se rapportent aux angles azimutaux ( $\Sigma$ ).*

Une fois les sources d'éclairage définies, Caribu calcule pour tous les polygones de la scène 3D la quantité de lumière directe et diffuse reçue.

Pour réaliser ce calcul, plusieurs hypothèses sont utilisées. Tout d'abord, les polygones sont censés être des surfaces lambertiennes, c'est-à-dire que la quantité de lumière réfléchie ne dépend pas des directions des rayonnements incidents et réfléchis. De plus, au-delà d'une certaine distance, la contribution de la végétation environnante, qui est très faible, est approximée à l'aide d'un modèle multicouche (contributions lointaines): chaque couche est représentée par un modèle SAIL (milieu turbide) et pour chacune, les statistiques d'orientation des feuilles sont calculées à partir de la scène ADEL-Wheat. Dans la présente étude, ce seuil de distance a été fixé à 0,7 mètre. La figure 2.4 illustre ce schéma de calcul.



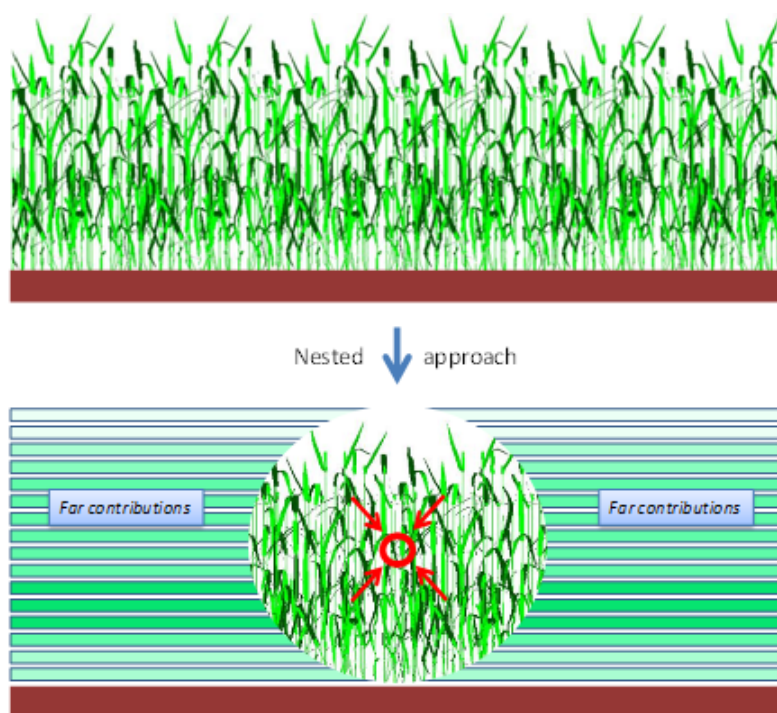


Figure 2.4 – Contributions à proximité (radiosité imbriquée) et contributions lointaines (modèle multicouche) dans le schéma de simulation de Caribu pour une canopée de blé générée avec ADEL-Wheat

### 2.2.1.3 Adaptation de Caribu à la simulation d'imagerie hyperspectrale

Comme notre objectif était de simuler et d'analyser la réflexion apparente observée à partir d'un imageur hyperspectral installé au-dessus de la canopée et pointant dans la direction au nadir, des adaptations mineures ont été apportées au modèle Caribu:

#### 1. Option de réflexions multiples:

Les feuilles sont généralement éclairées à la fois par la lumière directe du ciel, et par la réflectance ou la transmittance de la lumière des feuilles voisines (réflexion multiple). Afin d'évaluer les effets de réflexions multiples, une option a été ajoutée, permettant de mettre à zéro toutes les valeurs de réflectance et de transmittance des polygones. Cette option a pour effet d'activer ou désactiver la réflexion multiple pendant la simulation.

Par la suite on désigne par:

- MSD<sup>2</sup> = Sans réflexions multiples.
- MSE<sup>3</sup> = Avec réflexions multiples.

#### 2. Filtrage des polygones visibles:

Seule une partie des polygones formant la représentation de la canopée 3D sont visibles au nadir et contribuent ainsi à l'image hyperspectrale. Pour les sélectionner, une première simulation a été faite pour chaque scène de canopée, dans laquelle la seule source de lumière était une source de lumière directionnelle dans la direction au nadir et l'option de réflexion multiple était désactivée. Ensuite, seuls les polygones recevant de la lumière dans ces conditions ont été choisis pour l'étude.

<sup>2</sup>Multiple Scattering Disabled

<sup>3</sup>Multiple Scattering Enabled

### 3. Valeur de luminance en sortie:

La sortie standard de Caribu est la quantité de lumière  $E_i$  reçue sur chaque face de chaque polygone  $i$ . Comme notre objectif était de calculer la quantité de lumière réfléchie perçue par le capteur hyperspectral de chaque polygone, chaque valeur  $E_i$  (éclairage) a été multipliée par la réflectance du polygone  $R_i$  à la fin du processus de simulation afin d'obtenir une valeur de luminance.

### 4. Correction en réflectance:

Habituellement, l'imagerie hyperspectrale nécessite la conversion des données de luminance en données de réflectance, en utilisant une surface de référence dans la scène (Vigneau et al., 2011) pour tenir compte de la composition spectrale des sources d'éclairage. Dans le présent modèle de simulation, cette étape a été évitée par la définition de sources d'éclairage blanches, c'est-à-dire des sources dont la quantité de lumière est fixée à 1 pour toutes les longueurs d'onde, au lieu de sources reproduisant le spectre naturel d'éclairage extérieur. De cette façon, les valeurs de luminances peuvent être assimilées à des valeurs de réflectance.

### 5. Hauteur des polygones de sortie:

Afin de permettre une analyse plus approfondie de l'influence de la position des feuilles à l'intérieur de la canopée, la hauteur de chaque polygone a été systématiquement documentée en association avec le spectre simulé correspondant.

## 2.2.2 Analyse des données

### 2.2.2.1 Références de réflectance, transmittance et teneur en azote des feuilles

Au total, 57 spectres de réflectance et de transmittance de feuilles de blé (variété Envergur) ont été acquis au cours de la saison 2014 dans des micro parcelles au champ (station expérimentale de Mauguio, INRA, sud de la France), cultivées dans diverses conditions d'amendement en azote.

Ces spectres ont été collectés sur des feuilles complètement développées à différents stades à l'aide d'un spectromètre de champ équipé d'une pince à feuilles (FieldSpec®), Analytical Spectral Devices, Inc. (ASD), Boulder, Colorado, États-Unis). Deux mesures  $R_b$  et  $R_w$  ont été effectuées successivement pour chaque feuille, en utilisant respectivement le fond noir (réflectance nulle pour toutes les longueurs d'onde.) et le fond blanc de la pince à feuilles ASD. Selon la théorie de Kubelka-Monk (Kubelka and Munk, 1931), qui traite la réflectance apparente des matériaux situés sur un fond,  $R_b$  et  $R_w$  peuvent être liés à la réflectance  $R$  et à la transmittance  $T$  de la feuille par les équations suivantes:

$$R_b = R \quad (2.1)$$

$$R_w = R + \frac{T^2}{(1 - R)} \quad (2.2)$$

On en déduit:

$$T^2 = \frac{(R_w - R)}{(1 - R)} \quad (2.3)$$

De plus, une référence chimique de la teneur en azote des feuilles (LNC) exprimée en pourcentage de la masse en matière sèche a été mesurée au laboratoire pour chaque feuille collectée à l'aide d'un analyseur chimique (la procédure détaillée est décrite dans Ecartot et al. (2013)).

Afin de correspondre aux caractéristiques d’une caméra hyperspectrale VNIR standard, les spectres ASD (initialement allant de 350 nm jusqu’à 2500 nm avec un pas de 1 nm) ont été réduits et ré-échantillonnés à la gamme 400-1100 nm avec un pas de 5 nm.

Par conséquent, un ensemble de données formé de 57 triplets ( $R_j(\lambda), T_j(\lambda), LNC_j(\lambda)$ ) était disponible pour cette étude, avec 141 valeurs de longueurs d’onde ( $\lambda$ ) allant de 400 jusqu’à 1100 nm et une gamme LNC comprise entre 0,55 et 4,53% en matière sèche (DM).

### 2.2.2.2 Simulation spectrale

Les simulations spectrales avec Caribu nécessitent de spécifier les spectres de réflectance et de transmittance de chaque polygone fourni par le modèle ADEL-Wheat. Afin de simplifier la suite des analyses, la canopée simulée a été considérée comme étant constituée de feuilles homogènes en termes de teneur en azote. Ainsi, 57 simulations de canopée ( $CS_j$ ) ont été modélisées successivement, chacune utilisant le couple ( $R_j(\lambda), T_j(\lambda)$ ) pour chaque feuille de la canopée. Les spectres  $R_j(\lambda)$  seront appelés «spectres de base» par la suite.

Pour chaque simulation ( $CS_j$ ), une image hyperspectrale correspondant à une caméra installée au-dessus de la canopée et pointant au nadir a été synthétisée. Chaque image contient plus d’un millier de spectres de sortie différents, répétés selon la périodisation. Un exemple d’image est illustré dans la figure 2.5.

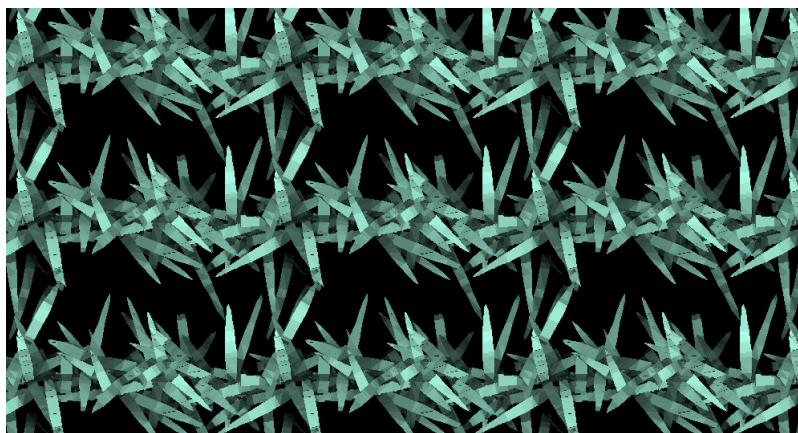


Figure 2.5 – Image hyperspectrale synthétique en fausses couleurs (les bandes 670 nm, 600 nm, 450 nm ont été utilisées comme canaux R, G, B)

Quatre simulations ont été réalisées: deux architectures de canopée qui diffèrent essentiellement en angles de feuilles (voir figure 2.2) ont été considérées (Maxwell et Soissons) avec des options MSE et MSD pour chaque cas. La figure 2.6, montre à titre d’exemple le spectre de base  $R_0(\lambda)$  et les spectres simulés MSE correspondants dans l’image hyperspectrale.

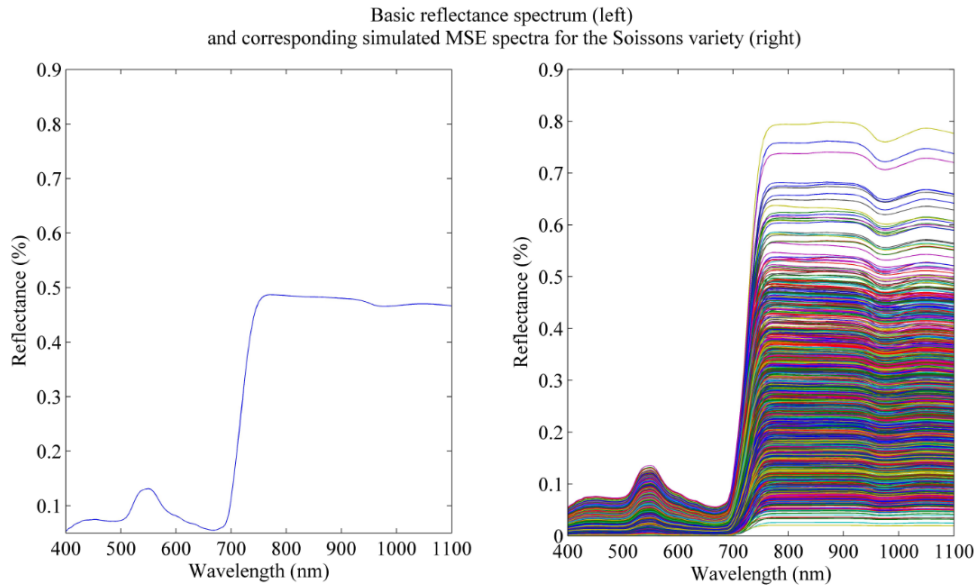


Figure 2.6 – Spectre de réflectance de base (gauche) et spectres MSE simulés correspondants pour la variété Soissons (droite)

### 2.2.2.3 Analyse en composantes principales (ACP)

Pour analyser les modifications spectrales induites par la propagation de la lumière et la réflexion multiple dans la canopée, une analyse en composante principale (ACP) a été appliquée sur les spectres MSD ainsi que sur les spectres MSE. À cette fin, un triplet unique ( $R_0(\lambda), T_0(\lambda), LNC_0(\lambda)$ ) a été sélectionné. Cette sélection correspond à une valeur  $LNC_0$  de référence égale à 2,92% de DM qui est représentative d'une feuille de blé dur au stade de l'anthèse.

Quatre configurations possibles correspondant à la combinatoire avec/sans réflexion multiple pour les deux variétés de blé, Soissons (feuilles flexible) et Maxwell (feuilles erectophile) ont été considérées.

### 2.2.2.4 Régression PLS pour l'évaluation LNC

Pour évaluer la teneur en azote des feuilles à partir des données spectrales, un modèle PLS-R pour l'évaluation LNC a été testé en utilisant la procédure suivante:

- Avant le calcul PLS-R, chaque spectre  $R_j(\lambda)$  a été prétraité par la transformation logarithmique (Log-center), donnant un spectre  $R_{jLC}(\lambda)$ . Ce prétraitement consiste à calculer pour chaque longueur d'onde le logarithme de la valeur d'amplitude, puis à soustraire l'amplitude moyenne pour l'ensemble du spectre (centrage). Cela permet de convertir les effets multiplicatifs (voir plus loin) en effets additifs, qui sont ensuite éliminés par centrage.
- Un étalonnage PLS-R a été ensuite effectué en fonction de l'ensemble des 57 couples ( $R_{jLC}(\lambda), LNC_{jLC}$ ) issus de l'ensemble de données expérimentales. Cet étalonnage a fourni un ensemble de coefficients  $B$  [ $B(\lambda), b_0$ ] permettant l'estimation de la teneur en azote d'un nouveau spectre selon l'équation suivante:

$$LNC^*_j = R_{jLC}(\lambda)B(\lambda)^T + b_0 \quad (2.4)$$

- Le modèle PLS-R a été ensuite appliqué aux spectres MSD et MSE, prétraités par Log-center, selon l'équation 2.4. Les valeurs  $LNC^*_j$  résultantes sont par la suite comparées à la valeur de référence  $LNC_j$ .



## 2.3 Résultats et discussion

### 2.3.1 Analyse en composantes principales

#### 2.3.1.1 Distribution des spectres sans et avec réflexions multiples (MSD et MSE)

En appliquant l'ACP sur les spectres MSD, toute l'inertie des spectres est répartie selon une composante principale unique, à la fois pour les variétés Soissons et Maxwell (figure 2.7).

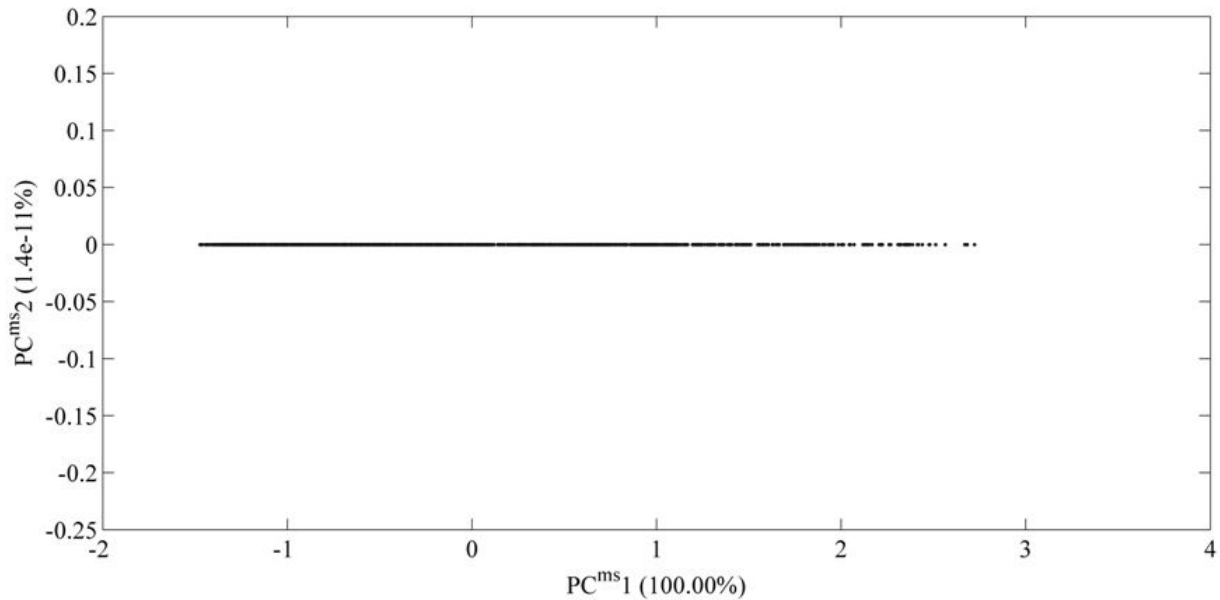


Figure 2.7 – Projection des spectres MSD (sans réflexion multiple) sur les deux premiers axes (variété Soissons)

D'autre part, lorsque l'option de réflexion multiple est activée pour les deux variétés, 99,99% de l'inertie des spectres MSE est répartie sur le plan (noté  $P^{ms}$ ) défini par les deux premiers axes de l'ACP (respectivement  $PC^{ms}_1$ ,  $PC^{ms}_2$ ). Ces deux axes expliquent respectivement environ 97% et 3% de l'inertie totale pour la variété Soissons, et 95,5% et 4,5% pour la variété Maxwell. La forme générale de la distribution des spectres est similaire pour les deux architectures (figures 2.8). Par contre la représentation de la variété Soissons montre moins de points, car un nombre inférieur de polygones peut être vu au nadir. Comme on l'a expliqué au paragraphe 2.1.3, seuls les polygones visibles sont conservés pour l'analyse. Étant donné que Soissons a une architecture plus flexible, les feuilles inférieures sont plus cachées par les feuilles supérieures.

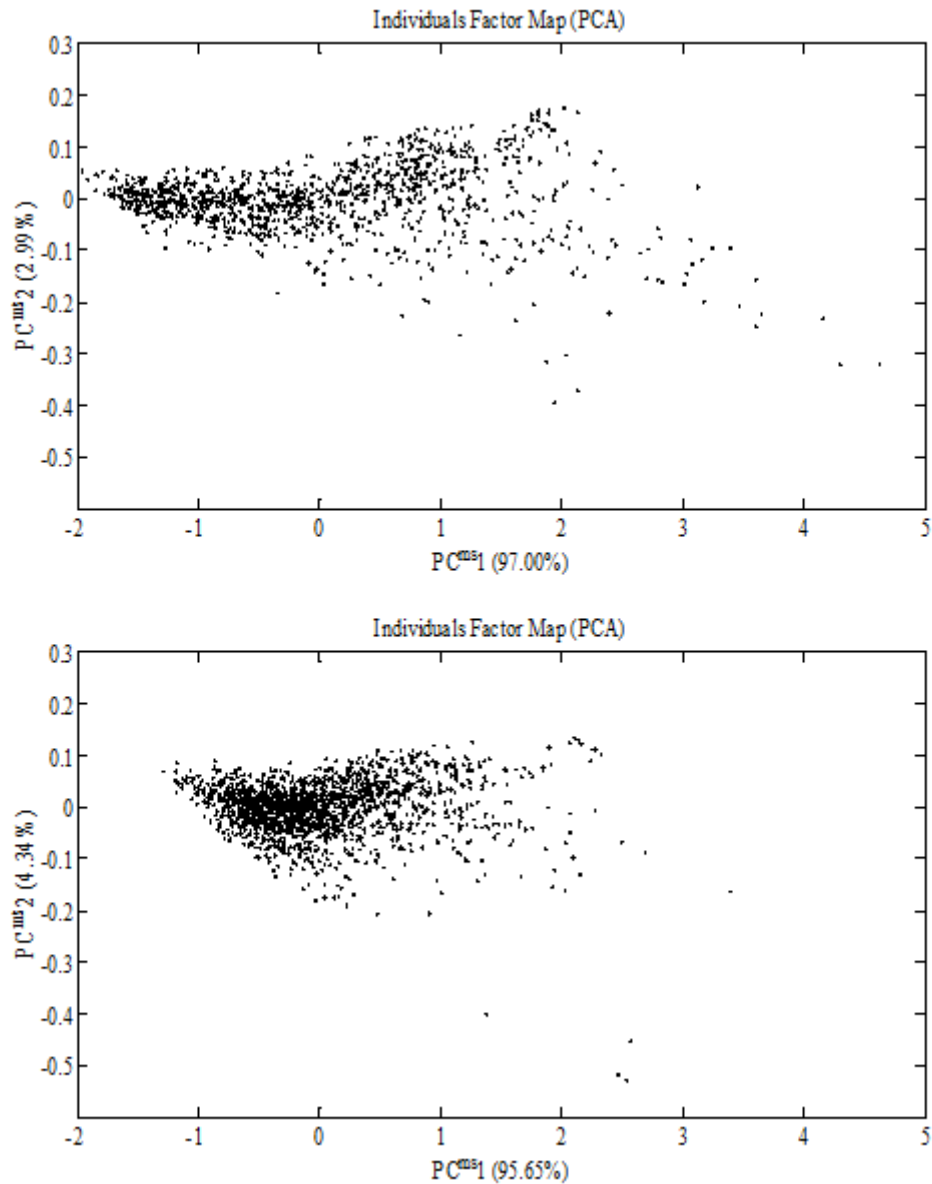


Figure 2.8 – Projection des spectres MSE (avec réflexions multiples) sur les deux premiers axes  
(En haut: variété Soissons; en bas: variété Maxwell)

### 2.3.1.2 Interprétation physique

Comme on l'a vu précédemment, pour les spectres simulés sans réflexion multiple, le premier axe de l'ACP porte toute l'inertie (100%). En effet, le seul facteur qui influence le rayonnement observé dans ce cas est la quantité d'irradiation due à la lumière incidente directe, qui dépend de l'inclinaison des feuilles: en considérant une feuille sous un éclairage directionnel, le rayonnement observé est modulé par un facteur géométrique  $\lambda = \cos(\theta)$  où  $\theta$  est l'angle entre la direction de la lumière incidente et la normale de la surface de la feuille (figure 1.9). Cela conduit à un rayonnement observé  $L = \lambda.R.E$  (où  $E$  l'éclairage direct et  $R$  la réflectance foliaire) et donc à une réflectance apparente  $\frac{L}{E} = \lambda.R$ .

Dans notre configuration de simulation, l'éclairage de la scène n'est pas directionnel (voir le paragraphe 2.2.1.2), mais une dépendance directionnelle existe toujours, principalement en raison du rayonnement

plus élevé de la source zénithale par rapport aux autres (voir la figure 2.3). Le facteur de modulation ne dépend pas de la longueur d'onde, le spectre observé n'est alors affecté que par un scalaire multiplicatif. En conséquence, tous les spectres MSD se situent sur une même ligne droite dans l'espace spectral, portée par le spectre de base.

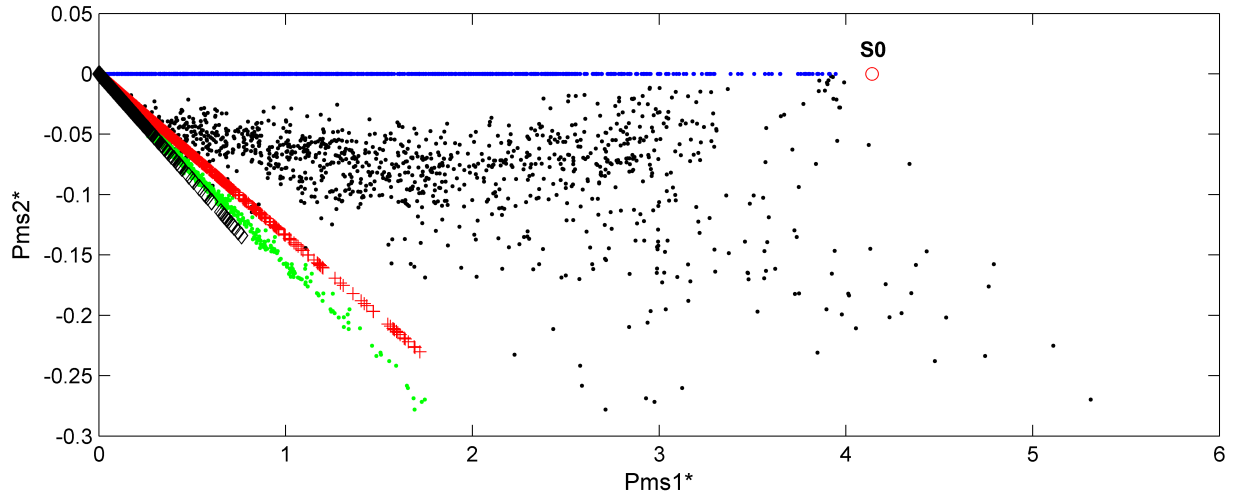
En cas de réflexions multiples, les sources lumineuses secondaires contribuent également à l'illumination des feuilles. La figure 1.10 en donne un exemple, impliquant la réflexion et la transmittance de la lumière à travers les feuilles voisines sous la lumière directionnelle du soleil. Même dans ce cas simplifié, la réflectance apparente résultante comprend des termes additifs  $R^2, R^2.T, R^3.T$  avec divers facteurs scalaires, en plus du terme principal  $R$  (où  $R$  et  $T$  sont les spectres de base de réflectance et de transmittance).

Afin de faciliter l'interprétation des résultats de l'ACP, une transformation géométrique a été appliquée à la représentation de la figure 2.8 pour la variété Soissons, afin de représenter simultanément les spectres MSE et MSD. Tout d'abord, on a vérifié numériquement que l'axe d'inertie unique obtenu sans réflexion multiple (axe MSD) était inclus dans le plan  $P^{ms}$  obtenu avec réflexion multiple. Ensuite, un nouveau système de coordonnées a été défini en faisant tourner la représentation du plan  $P^{ms}$ , de sorte que le premier axe correspond à l'axe MSD. Ces deux nouveaux axes sont appelés  $P^{ms}1^*$  (axe MSD) et  $P^{ms}2^*$ . De plus, l'origine de ce nouveau système de coordonnées a été définie égal à  $(0, 0)$ , c'est-à-dire au spectre nul. Tous les spectres simulés (MSE et MSD) ont été projetés à nouveau dans cette nouvelle représentation du plan  $P^{ms}$ . Dans le même graphique, nous avons également projeté des informations spectrales supplémentaires relatives à :

- La différence point à point  $S_{diff}(\lambda)$  des spectres MSE et MSD (pour chaque polygone visible du modèle ADEL-Wheat pour la variété Soissons).
- Les spectres carrés  $S^2(\lambda)$  et cubiques  $S^3(\lambda)$  pour chaque spectre MSD.
- Le spectre de base  $R_0(\lambda)$  utilisé pour toutes les simulations, noté  $S_0$ .

La représentation résultante est illustrée par la figure 2.9.





Legende:

•	Spectres avec réflexion multiple
•	Spectres sans réflexion multiple (S)
•	Effets des réflexions multiples (Sdiff)
+	Spectres au carré des spectres sans réflexion multiple ( $S^2$ )
○	Spectre de base ( $S_0$ )
◇	Spectres au cube des spectres sans réflexion multiple ( $S^3$ )

Figure 2.9 – Représentation combinée des spectres simulés et des données associées dans le plan inertiel MSE (variété Soissons)

De nombreuses observations intéressantes peuvent être faites à partir de cette nouvelle représentation.

Tout d'abord, elle confirme que les spectres MSD correspondent au spectre de base  $S_0$  avec un scalaire d'atténuation. En effet, le spectre de base est la réflectance apparente maximale qui pourrait être obtenue avec une feuille parfaitement horizontale (normale à la source lumineuse principale).

Deuxièmement, l'axe horizontal (axe MSD) porte toujours la plus grande inertie des spectres MSE. Comme la distance d'une représentation d'un spectre donné à l'origine (0, 0) est proportionnelle à son module vectoriel, cela signifie que cet axe MSD correspond approximativement au niveau d'exposition des polygones à la lumière (le niveau d'exposition augmente avec la coordonnée de l'axe MSD).

La différence point à point entre les spectres de réflectance MSE et MSD, appelée  $S_{diff}$ , peut être assimilée à une ligne droite contenant le point d'origine (0, 0). Cela conduit à l'hypothèse que pour tout polygone  $i$ , le spectre  $S^{MSE}_i$  obtenu avec réflexion multiple peut s'exprimer comme suit:

$$S^{MSE}_i(\lambda) = S^{MSD}_i(\lambda) + k_i \cdot C(\lambda) \quad (2.5)$$

où  $S^{MSD}_i(\lambda)$  est le spectre obtenu sans réflexion multiple,  $k_i$  un facteur multiplicatif et  $C(\lambda)$  un spectre constant (portant la droite  $S_{diff}$ ).

Comme on a discuté précédemment, les contributions de réflexions multiples pourraient correspondre physiquement à des termes additifs comprenant des puissances des valeurs de bases de la réflectance et de la transmittance ( $R^2, R^3, R^2 \cdot T, etc.$ ). Dans le cas présent, il semble que  $C(\lambda)$  peut être assimilé à un mélange des projections de  $R^2$  et  $R^3$ , avec des proportions relativement constantes.

### 2.3.1.3 Influence de l'exposition et de la hauteur des feuilles

Une observation supplémentaire sur la figure 2.9 est que, moins le niveau d'exposition d'un polygone de feuille à la lumière est élevé (c'est-à-dire plus son spectre de représentation est à gauche du graphique), plus il est proche de la ligne  $S_{diff}$ . En d'autres termes, les feuilles avec une faible exposition à la lumière sont plus affectées par les effets de réflexions multiples que les feuilles présentant une forte exposition.

Pour illustrer ce fait, dans la figure 2.10, nous avons superposé à la représentation des spectres simulés une courbe C générée par la fonction suivante:

$$\frac{P^{ms1*}}{P^{ms2*}} = k \cdot \left(1 - \frac{P^{ms1*}}{P^{ms1*}_{S_0}}\right) \quad (2.6)$$

$$0 < P^{ms1*} < P^{ms1*}_{S_0}$$

où  $(P^{ms1*}, P^{ms2*})$  sont les coordonnées du point C en fonction des axes  $PC^1$  et  $PC^2$ ,  $P^{ms1*}_{S_0}$  est la coordonnée  $P^{ms1*}$  pour le spectre de base  $S_0$ , et k est un facteur multiplicatif ajustable.

L'équation (2.6) exprime de manière simple le fait que le rapport  $\frac{P^{ms2*}}{P^{ms1*}}$  (qui caractérise l'effet des réflexions) dépend de  $PC^1$  et diminue à zéro lorsque  $PC^1$  atteint  $P^{ms1*}_{S_0}$ . Une valeur k égale à 0,12 a été choisie de manière empirique. Bien qu'il ne soit pas possible de prétendre que cette équation très simple reflète les phénomènes réels, on peut observer que la courbe C correspond à peu près à la forme générale de la distribution de spectres simulés MSE. Cependant, il faut remarquer sur le côté droit du graphique qu'un petit nombre de polygones avec une exposition élevée est également affecté par des effets de réflexions multiples significatifs et n'est donc pas si proche de cette courbe.

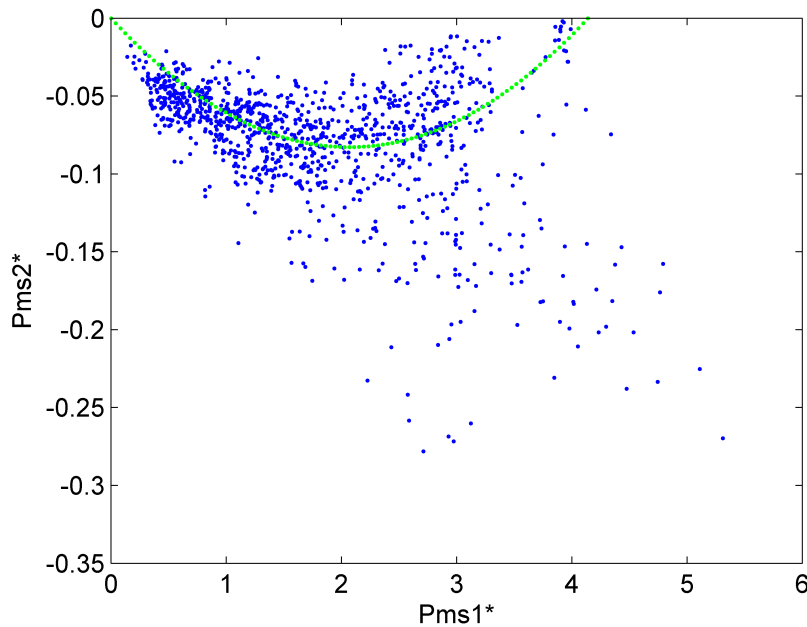


Figure 2.10 – Relation entre exposition et effets de réflexions multiples

Cette relation entre l'exposition et les effets de réflexions multiples s'explique par la corrélation entre l'exposition et la hauteur. En effet, les feuilles inférieures sont plus entourées d'autres feuilles

que celles supérieures, avec deux conséquences: i) elles reçoivent une plus faible proportion de lumière directe du ciel et une plus grande proportion de lumière atténuée des feuilles environnantes, ce qui entraîne une quantité totale de lumière inférieure ii) non seulement l'amplitude, mais aussi la composition spectrale de cette lumière atténuée est modifiée par des phénomènes de réflexion et de transmission (Figure 1.9).

Les relations entre la hauteur de chaque polygone et ses coordonnées ACP confirment clairement cette dépendance entre la hauteur de la feuille dans la canopée et l'emplacement de la représentation de son spectre dans le plan inertiel (figure 2.11).

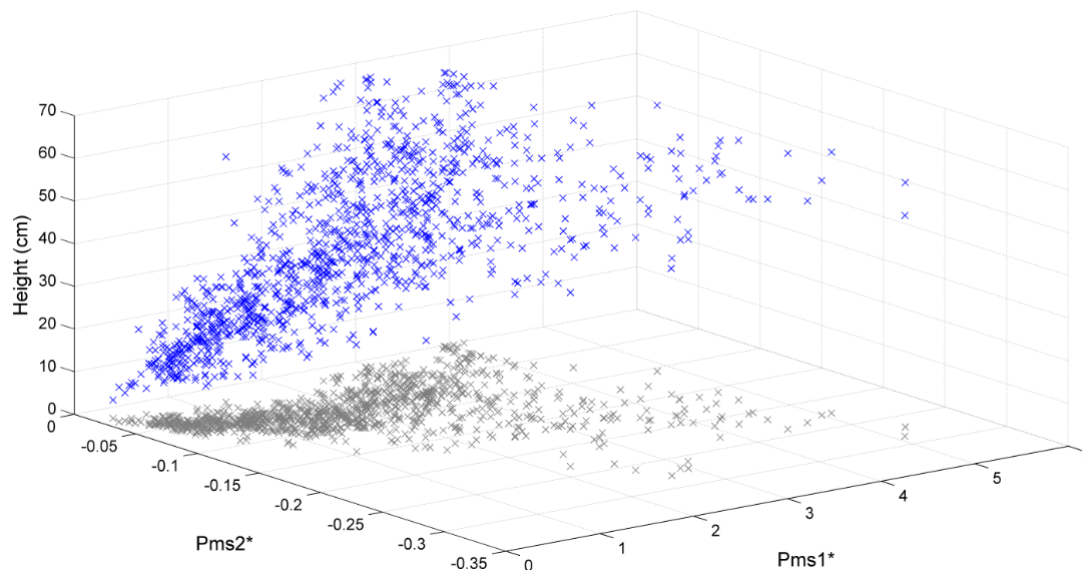


Figure 2.11 – Hauteur des polygones dans la canopée selon les deux premiers axes de ACP (Variété Soissons)

## 2.3.2 Réflexions multiples et prédiction azote

### 2.3.2.1 Modèle PLS étalonné sur les spectres de base

Un modèle PLS-R a été construit par validation croisée avec l'ensemble d'apprentissage formé des 57 couples  $(R(\lambda), LNC)$ , après l'application d'un prétraitement par Log-center sur chaque spectre  $(R(\lambda))$  (voir section 2.2.4).

Le nombre de variables latentes optimal choisi pour ce modèle est égal à 5 avec un coefficient de corrélation  $R^2 = 0.904$  et une erreur standard de validation croisée  $SECV = 0.3\%$  DM (figure 2.12).

La représentation des coefficients B du spectre  $B(\lambda)$  (figure 2.13) souligne l'importance des régions 450, 550, 650 et 700 nm en régression PLS. En particulier, la forte partie négative proche de 700 nm indique que la différence des amplitudes logarithmiques entre cette région et les régions positives (450, 550, 650 nm) contribue fortement à la prédiction LNC.

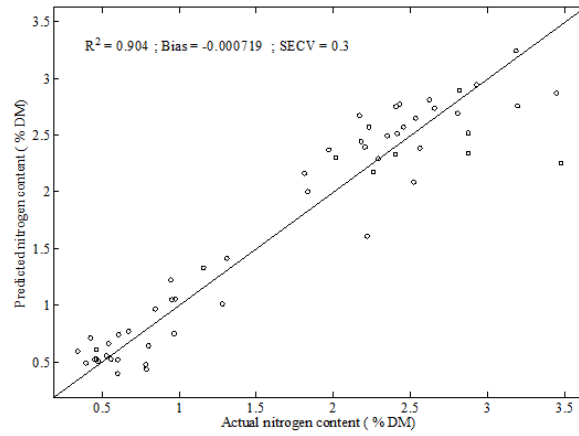


Figure 2.12 – Prédiction du modèle PLS-R pour les spectres de base

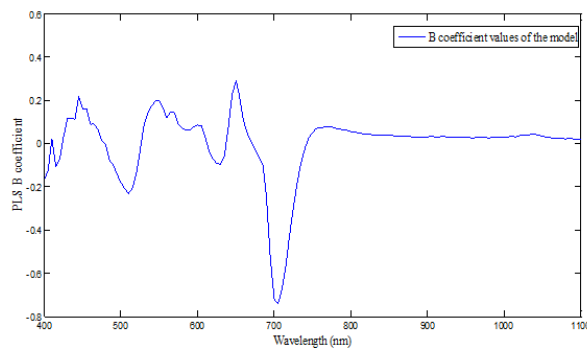


Figure 2.13 – Coefficients B du modèle PLS-R

### 2.3.2.1.1 Application aux spectres simulés avec réflexions multiples

L'application du modèle de base sur les spectres avec réflexions multiples, donne des résultats de mauvaise qualité comme le montre la figure 2.14:

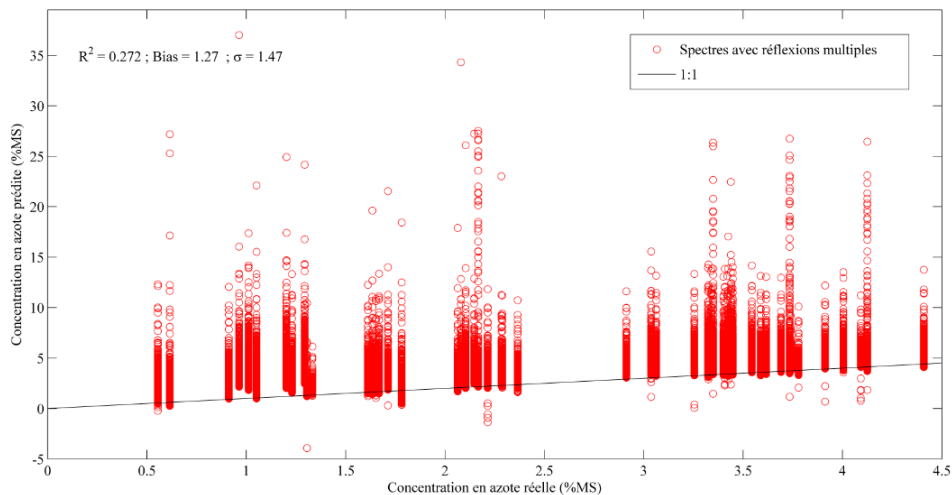


Figure 2.14 – Prédiction du taux d'azote pour les spectres avec réflexions multiples

### Analyse détaillée pour un spectre de base

Afin d’analyser l’influence du phénomène des réflexions multiples sur la teneur en azote, un spectre d’une feuille de blé dur au stade de l’anthèse ayant une teneur en azote égale à 2,92% de DM a été considéré.

Les résultats de prédiction obtenus avec les spectres issues de la simulation de ce spectre de base pour la variété Soissons en fonction de la coordonnée  $P^{ms1*}$  sont représentés par les figures 2.15 et 2.16. Une forte dépendance de la performance de la prédiction du taux d’azote avec la valeur de coordonnée  $P^{ms1*}$  peut être observée dans les deux cas.

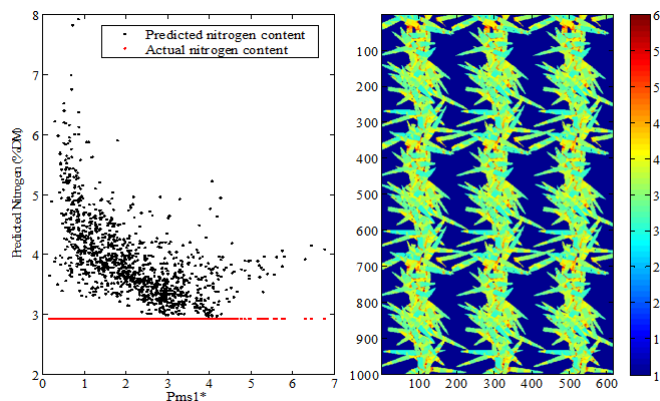


Figure 2.15 – La prédiction du taux d’azote en fonction de la coordonnée  $P^{ms1*}$  pour les spectres Soissons simulés avec réflexion multiple (MSD) (gauche) et la cartographie de prédiction LNC correspondante (droite) (*Variété Soisson*)

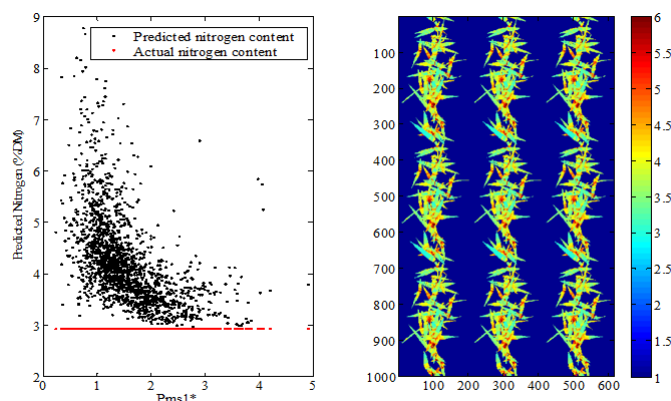


Figure 2.16 – Prédiction du taux d’azote en fonction de la coordonnée  $P^{ms1*}$  pour les spectres simulés avec réflexion multiple (MSD) (gauche) et la cartographie de prédiction LNC correspondante (à droite) (*Variété Maxwell*)

Pour les polygones ayant une valeur de coordonnée  $P^{ms1*}$  élevée, la teneur prédite en azote converge vers la valeur réelle de 2,92% de DM. D’autre part, une forte surestimation est induite pour les polygones ayant une très faible valeur de  $P^{ms1*}$ , en particulier pour la variété Maxwell (feuilles érigées). En effet, ces valeurs correspondent à une faible exposition à la lumière (à gauche du graphique de la figure 2.10), et donc aux polygones situés en bas de la canopée.

On peut donner une explication provisoire pour cette surestimation: l’estimation du modèle PLS-R pour un spectre donné  $R(\lambda)$  repose sur le produit scalaire entre son spectre pré-traité par log-center  $R_{LC}(\lambda)$  et le vecteur de coefficient  $B(\lambda)$  (2.6). Dans ce contexte, un spectre  $R^n(\lambda)$  fournirait un spectre log-centré  $n.R_{LC}(\lambda)$  et donc un produit scalaire  $n.[R_{LC}(\lambda)^T.B(\lambda)]$ , ce qui entraîne une surestimation

du LNC. Comme on a vu précédemment, la réflexion multiple induit des termes additifs de la forme  $R^2$ ,  $R^3$ ,  $R^2.T$ , *etc.* et donc de telles surestimations.

Certaines conclusions positives peuvent être tirées de ces observations. En effet, les résultats ci-dessus montrent qu'une bonne prédiction peut être obtenue dans le cas où seuls les polygones à forte exposition à la lumière sont considérés. Dans le cadre de l'imagerie hyperspectrale extérieure, une telle sélection peut être facilement réalisée en vérifiant l'amplitude du spectre brut de chaque pixel de végétation dans l'image.

### 2.3.2.2 Modèle étalonné sur les spectres avec réflexions multiples

Pour prendre en compte les réflexions multiples dans l'ensemble d'apprentissage pour la construction du modèle PLS, un nouveau modèle a été étalonné directement sur les spectres subissant des réflexions multiples. Pour cela, on a appliqué une validation croisée: on a classé la base de données des spectres par ordre croissant des valeurs d'azote puis on a utilisé 50% de la base de données pour l'étalonnage, 25% pour le test et 25% pour la validation.

Le meilleur modèle a été obtenu avec 5 variables latentes et donne sur le jeu de test un  $R^2$  de 0.835, un biais de -0.00399 %MS et une SEP de 0.445 %MS (figure 2.17).

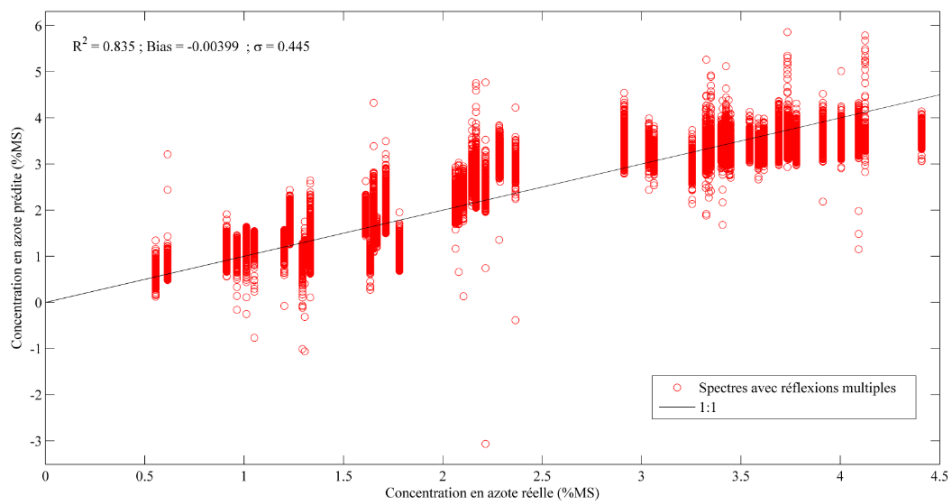


Figure 2.17 – Résultats du modèle étalonné sur les spectres avec réflexions multiples.

Ce résultat montre que malgré l'effet des réflexions multiples, l'information sur la teneur en azote des feuilles reste accessible. Dans le cas présent, cette solution suppose toutefois de réaliser des simulations pour enrichir la base d'apprentissage.



## 2.4 Conclusion

À l'échelle de la canopée, l'architecture des plantes (principalement l'orientation des feuilles et la distribution spatiale) influence largement la pénétration et la diffusion de la lumière à l'intérieur de la canopée, et donc le rayonnement spectral qui peut être observé de l'extérieur. L'objectif général de cette étude était d'analyser la manière dont les effets de réflexions multiples, en raison de la structure de la canopée végétale, peuvent affecter les données collectées par une caméra hyperspectrale. À cette fin, le modèle de propagation de la lumière Caribu a été appliqué sur des modèles 3D du couvert de blé dur, afin de simuler les spectres observables au nadir au-dessus de la canopée. Cette étude de simulation nous a permis de fournir une représentation de la variabilité des spectres observés selon l'architecture des plantes, soutenue par l'interprétation physique. Elle a également abordé la répartition de la réflexion multiple à l'intérieur de la canopée et son effet sur l'évaluation du contenu chimique des feuilles. Nos principales conclusions sont résumées ci-dessous:

### **Variabilité spectrale:**

L'analyse multidimensionnelle montre que les spectres générés par la propagation de la lumière dans la canopée de blé sont principalement répartis dans un plan 2D formé par deux axes, le premier correspondant pour un spectre de base donné, au spectre de réflectance réel des feuilles multiplié par un coefficient et le second à une combinaison des puissances carrées et cubiques de la réflectance et de la transmittance de ce spectre, induite par des effets de réflexions multiples. Ces observations sont cohérentes avec l'interprétation physique de la réflexion multiple.

### **Répartition des réflexions multiples à l'intérieur de la canopée:**

Les effets de réflexions multiples concernent principalement les feuilles inférieures, qui sont plus entourées par des feuilles voisines et moins exposées à la lumière directe que les feuilles supérieures. Comme prévu, on a observé que la pénétration de la lumière au sein de la canopée est plus profonde pour les variétés de feuilles érigées, ce qui augmente la réflexion multiple. Ces résultats sont conformes avec ceux rapportés par Meng et al. (2010). Ces auteurs ont souligné l'importance de la réflexion multiple dans la couche inférieure de la canopée de maïs, qui entraîne une augmentation d'environ 20% de l'énergie absorbée et, par conséquent, du taux de photosynthèse.

### **Réflexion multiple et caractérisation des feuilles:**

Une application d'imagerie hyperspectrale typique, à savoir la prédiction de la teneur en azote des feuilles par régression PLS a été considérée. Une plus grande contribution de la réflexion multiple aux spectres mesurés est liée à un biais de prédiction plus important. Il en résulte une forte surestimation de la teneur en azote des feuilles inférieures. En revanche, les données spectrales collectées sur les feuilles supérieures génèrent des prédictions LNC proches des valeurs réelles.

Cette surestimation est observée lorsque les exemples de réflexions multiples ne sont pas inclus dans l'ensemble d'étalonnage de régression PLS. En revanche, si l'on construit un modèle PLS sur les spectres avec réflexions multiples on obtient une prédiction plus satisfaisante.

Pour atteindre ces conclusions, nous avons simplifié considérablement les caractéristiques de la canopée, en considérant que tous les organes avaient la même teneur en azote foliaire. Ce choix délibéré a été rendu possible grâce à notre approche de simulation. Comme mentionné dans l'introduction, sa motivation était de se concentrer sur les effets de réflexions multiples et d'analyser leur impact sur la prédiction des LNC indépendamment d'autres facteurs externes. Une autre simplification était de considérer toutes les feuilles comme des surfaces lambertiennes, évitant ainsi les problèmes de réflexion spéculaire.

La réflexion spéculaire, qui apparaît principalement dans des conditions ensoleillées, peut être sup-



primée lors d'un traitement spectral basé sur PLS (il apparaît comme un offset constant dans les spectres de réflectance observés). Mais un problème plus difficile est le cas de la teneur hétérogène en azote à l'intérieur de la canopée, car la réflexion multiple devrait provoquer une moyenne locale des valeurs prédites.

Par conséquent, il est clair que ce chapitre de simulation, en raison de ces simplifications, ne peut pas prétendre reproduire toute la complexité des scènes de canopée naturelles. Il doit être considéré principalement comme un moyen de mieux comprendre les phénomènes impliqués et comme guide pour les développements futurs.

Ainsi, une première conclusion pratique, dans le contexte du phénotypage basé sur l'imagerie hyperspectrale, est que la prédiction de régression reste utilisable avec les feuilles supérieures, qui peuvent être sélectionnées grâce à leur grande luminosité. Toutefois, l'élimination des feuilles inférieures conduit à ignorer une partie importante de l'information.

Cependant, dans le cas présent l'apprentissage d'un modèle PLS sur l'ensemble des spectres simulés nous a montré que l'information sur la teneur en azote reste accessible y compris les feuilles inférieures. Nous allons nous efforcer de développer une solution plus satisfaisante permettant de préserver cette information. Pour cela, nous allons nous appuyer sur ces résultats d'analyse pour rechercher des méthodes de traitement des réflexions multiples plus analytiques définies uniquement à partir des spectres de base, et ne nécessitant pas des opérations lourdes de simulation. C'est l'objet du prochain chapitre.

## Chapitre 3

# Une méthode de correction spectrale des effets de réflexions multiples dans une image hyperspectrale de végétation

### 3.1 Introduction

LES chapitres précédents nous ont montré l'intérêt de l'imagerie hyperspectrale de proximité en tant qu'outil de phénotypage pour évaluer la composition chimique interne des feuilles de végétation. Pour cela une approche privilégiée est la régression PLS, qui sur la base d'un ensemble d'apprentissage constitué de couples spectre-variable d'intérêt, permet de construire un modèle de prédiction. Toutefois dans un contexte de réflexions multiples, nous avons observé que les estimations de la teneur azote des feuilles étaient surestimées avec cette approche. Une solution possible serait de construire le modèle PLS sur une base d'apprentissage incluant tous les spectres possibles, y compris ceux modifiés par les réflexions. Cependant cette solution est inadaptée en phénotypage où l'on s'intéresse à des micro-parcelles de quelques  $m^2$ . Elle nécessite d'effectuer plusieurs mesures sur une même feuille afin de capter la variabilité spectrale de la feuille et d'en effectuer la correspondance dans l'image, ce qui implique un nombre de mesures inenvisageable pour avoir une bonne représentativité d'une canopée. Parallèlement, l'étude par simulation nous a montré que les perturbations générées par les réflexions multiples pouvaient s'interpréter, en s'appuyant sur les modèles physiques. Ceci ouvre la voie à des méthodes de traitement analytique définies uniquement à partir des spectres de feuilles isolées, et ne nécessitant pas des opérations lourdes de simulation. C'est l'objectif de ce chapitre.

Pour cela nous évoquerons tout d'abord diverses méthodes existantes dans la littérature scientifique permettant la réduction des facteurs externes dans le cadre d'une régression PLS. Ensuite nous détaillerons la construction de la méthode de correction que nous proposons. Enfin nous présenterons les résultats ayant permis l'ajustement de ses paramètres.



## 3.2 Méthodes pour s'affranchir des perturbations externes

Les modèles générés par la régression PLS souffrent généralement d'un manque de robustesse en ce qui concerne les « facteurs d'influence » qui pénalisent leur application dans des conditions non contrôlées. Ces derniers appelés aussi « paramètres externes », sont des quantités différentes de la variable d'intérêt mais qui affectent sa prédiction.

D'un point de vue mathématique, si le niveau de paramètre externe est constant, un biais constant apparaît dans les valeurs prédites. Si le paramètre externe est corrélé à la variable d'intérêt, la ligne de tendance associant les valeurs réelles aux valeurs prédites présente une pente différente de l'unité. Enfin si le paramètre d'influence n'est pas stable, l'information parasitée peut apparaître comme un bruit et entraîne une variance plus élevée de l'erreur de prédiction.

Pour éliminer ces variations indésirables dans les données et pour rendre le modèle robuste, deux approches principales sont disponibles dans la littérature: (i) les techniques de pré-traitement du signal et (ii) les techniques basées sur des projections.

### 3.2.1 Pré-traitements

Les approches populaires de la correction du signal incluent des méthodes classiques, tels que le filtrage en utilisant par exemple le lissage de Savitzky-Golay (Savitzky and Golay, 1964), ou des transformations non linéaires, comme SNV (Barnes et al., 1989; Barnes, 1993) et la correction du signal multiple (MSC) (Martens and Næs, 1989). Les données peuvent également être filtrées selon leurs longueurs d'ondes comme dans la sélection des variables (Höskuldsson, 2001). La réduction du nombre de variables a un effet positif sur la propagation des erreurs dans le modèle (Faber and Kowalski, 1997). De manière plus générale, la réduction de la dimension de la matrice des données spectrales avant l'étalonnage est une étape de pré-traitement courante pour rendre le modèle plus robuste.

### 3.2.2 Méthodes par projection

Lorsque les méthodes de pré-traitement n'arrivent pas à réduire l'influence des facteurs externes, de nombreux auteurs ont proposé des méthodes de projection pour améliorer la performance de la régression PLS. Ces méthodes sont basées sur la détermination de deux espaces: l'espace  $E_W$  des perturbations et/ou l'espace utile  $E_B$  de la variable d'intérêt.

Ces deux espaces correspondent respectivement au lieu de variation des spectres avec les perturbations pour un  $Y$  donné, et au lieu de variation lié à  $Y$  hors perturbations.

#### 3.2.2.1 Projection orthogonale à l'espace utile

Les méthodes évoquées dans cette partie sont basées sur la détermination de l'espace orthogonal  $E_B^\perp$  à l'espace utile  $E_B$  (figure 3.1). Les perturbations sont ensuite éliminées par projection de  $X$  selon la direction  $E_B^\perp$ . Ces méthodes diffèrent par la façon dont cet espace  $E_B^\perp$  est obtenu.

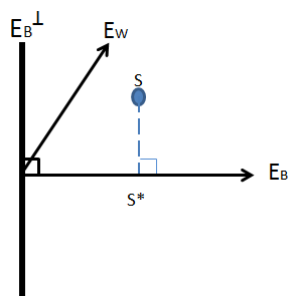


Figure 3.1 – Projection orthogonale d'un spectre  $S$  sur l'espace utile.

Wold et al. (1998), ont proposé une méthode de correction du signal par orthogonalisation (OSC). L'OSC repose sur un algorithme similaire à l'algorithme d'une PLS ordinaire à une exception près: normalement, les composantes du sous-espace résultant sont calculées de manière à maximiser la covariance entre  $X$  et  $Y$ , mais dans le cas présent, elles sont plutôt calculées de façon à minimiser cette covariance.

Il en résulte des composantes formant un espace orthogonal à  $E_B$ . La principale difficulté de la méthode est le choix optimal du nombre des variables latentes afin d'éviter un sur-ajustement des composants OSC estimés et une dégradation dans le modèle construit.

Fearn (2000), ramène le problème à la recherche successive des vecteurs propres de la matrice  $M = I - X^T Y (Y^T X X^T Y)^{-1} Y^T X$  qui définit la partie  $X$  non liée à  $Y$ . Ces vecteurs propres identifiés forment alors l'espace recherché. Cette méthode économise le temps de calcul, mais selon l'auteur il n'y a pas de gains spectaculaires dans la performance par rapport à la méthode OSC.

L'approche O-PLS (Orthogonal projections to latent structures) de Trygg and Wold (2002) propose une amélioration par rapport à la méthode de l'OSC présentée par (Wold et al., 1998). Elle analyse la variation de  $X$  et récupère les éléments non corrélés qui forment le sous-espace orthogonal à  $E_B$ . Elle permet alors de détecter avec plus de précision les valeurs aberrantes et donc de choisir le nombre de variable latentes optimum qu'il faut retenir. Un autre avantage est qu'elle est plus rapide à calculer.

Andersson (1999), quand à lui, propose une méthode plus simple que les précédentes appelée orthogonalisation directe (DO). Celle-ci effectue un calcul du sous-espace dans lequel  $X$  est le plus lié de  $E_B$ . Une fois cet espace identifié, une ACP est appliquée sur la partie de  $X$  indépendante à  $E_B$  dans le but de calculer l'espace parasite orthogonal à l'espace utile.

En résumé, ces méthodes n'ont besoin d'aucune connaissance de l'espace de perturbation  $E_W$ . Ce qui limite leur performance à bien corriger la signature spectrale.

### 3.2.2.2 Projection orthogonale selon l'espace des perturbations

La deuxième voie utilise l'information du sous-espace de perturbation pour corriger les spectres (figure 3.2). L'idée est d'enlever les perturbations dues au facteur externe en projetant les spectres mesurés sur le sous-espace orthogonal à  $E_W$ . Cette stratégie fournie une correction plus efficace en comparaison avec le concept précédent. Elle permet, en plus, d'interpréter l'influence du facteur externe sur le spectre.

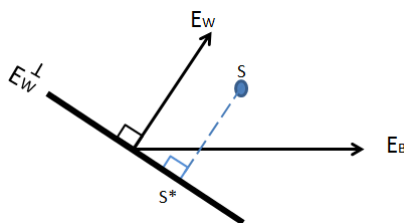


Figure 3.2 – Projection orthogonale d'un spectre  $S$  selon l'espace des perturbations.

Hansen (2001), suit cette voie pour élaborer une nouvelle méthode de pré-traitement appelée réduction des perturbations indépendantes. Celle-ci supprime les perturbations en utilisant deux ensembles de données: un ensemble de pré-traitement (matrice  $X_{simple}$ ) contenant un très grand nombre de spectres provenant d'échantillons ne contenant aucune variation dans la variable d'intérêt, mais montrant de très grandes variations au niveau des facteurs externes. Et un autre ensemble d'étalonnage (matrices  $X_{special}$  et  $Y_{special}$ ) contenant des échantillons avec des variations au niveau de la variable d'intérêt. Le sous-espace parasite  $E_W$  est alors modélisé à partir d'une analyse en composantes principales (ACP) appliquée sur  $X_{simple}$ .

La méthode EPO (External Parameter Orthogonalisation, i.e. orthogonalisation par rapport à un paramètre externe) (Roger et al., 2003) propose une amélioration dans la technique de Hansen (2001). Elle ne nécessite qu'un petit ensemble d'échantillons et ne nécessite pas que la réponse d'intérêt soit constante. Elle est particulièrement adaptée pour améliorer la robustesse d'un étalonnage existant, c'est-à-dire pour profiter d'une base de données existante, pour un paramètre externe particulier. Afin de déterminer l'espace généré par les facteurs externes, il est nécessaire d'avoir des échantillons de spectres présentant des valeurs de perturbation différentes représentatives de l'espace  $E_W$ . A titre d'exemple, on peut définir  $n$  ensembles formés chacun de spectres possédant des valeurs très similaires de la variable d'intérêt mais des valeurs différentes du facteur externe. La variation intra-classe correspond alors à la variabilité due au facteur externe. L'espace  $E_W$  peut être représenté suivant cette matrice d'inertie.

Dans ces deux cas, lorsque  $E_W$  et  $E_B$  ont une intersection non vide, la projection orthogonale selon  $E_W$  corrige trop les spectres et produit une perte d'information utile puisque le sous-espace  $E_B$  n'est pas considéré.

Pour éviter cette perte, Hadoux et al. (2015) proposent une nouvelle approche de projection DROP-D (Dimension reduction by orthogonal projection for discrimination i.e. réduction des dimensions par projection orthogonale pour la discrimination) qui prend en considération  $E_W$  et  $E_B$ . Elle est dédiée à la classification.

Soit  $C$  la matrice des spectres répartis selon leurs classes. DROP-D cherche tout d'abord à calculer les composantes principales de la matrice de variance inter-classe  $B$  de  $C$ . Cela revient à construire le sous-espace contenant l'information utile. Une fois identifié, les spectres du jeu de données  $X$  sont projetés orthogonalement à ce sous-espace. La matrice résultante  $X_b$  est donc dépourvue d'information concernant la variable d'intérêt.

$E_W$  est ensuite déterminé par la matrice de variation intra-classe  $W$  de  $X_b$  qui par construction ne contient aucune information utile. Par projection orthogonale de  $X$  selon  $E_W$ , Hadoux et al. (2015) arrivent à corriger le jeu de données perturbé tout en préservant l'information utile de  $E_B$ .



### 3.3 Notre proposition : projection oblique

L'ensemble des méthodes ci-dessus reposent sur une projection orthogonale, soit sur  $E_B$  soit selon  $E_W$ . Ce type de projection peut entraîner une perte importante au niveau de l'information lorsque  $E_W$  est proche de la direction d'influence de la variable d'intérêt (i.e. lorsque la variable d'intérêt est très corrélée avec le facteur externe).

C'est pourquoi nous proposons ci-dessous un type de projection non orthogonal, mieux adapté à ces cas difficiles.

#### 3.3.1 Principe de la méthode

La méthode proposée, consiste à effectuer une projection oblique sur l'espace  $E_B$  selon la direction  $E_W$  (figure 3.3). Son but est d'éliminer les perturbation contenues dans chaque spectre avec une perte minimale d'information utile.

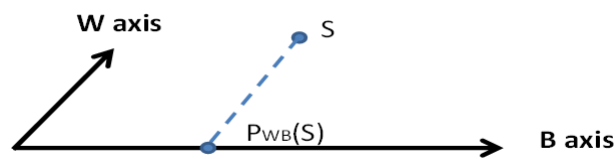


Figure 3.3 – Projection oblique d'un spectre S.

##### 3.3.1.1 Détermination des espaces $E_B$ et $E_W$ :

Étant donné que B est le sous-espace généré par la variable d'intérêt dans l'espace spectral, il peut être obtenu par une PLS-R, dont le rôle est précisément de déterminer le sous-espace corrélé à la variable d'intérêt Y. Pour cela, on définit  $E_B$  comme le sous-espace vectoriel généré par les variables latentes.

La détermination de W, comme on a vu dans la section 3.2.2, nécessite généralement des échantillons dans le jeu de données ayant une variable d'intérêt Y constante. La variation entre ces échantillons décrit les effets du facteur extérieur sur les spectres mesurés. Dans la section qui suit on va voir que dans notre cas, on peut construire  $E_W$  analytiquement.

##### 3.3.1.2 Construction de la matrice de projection oblique

Pour construire la projection oblique, il suffit de définir une base  $B_p = [b_1, \dots, b_k, w_1, \dots, w_l, e_1, \dots, e_p]$  tel que  $[b_1, \dots, b_k]$  et  $[w_1, \dots, w_l]$  sont des bases de  $E_B$  et  $E_W$  respectivement. Dans cette base la projection s'exprime par la matrice diagonale:



$$M_{B_p} = \begin{pmatrix} 1_{b_1} & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ 0 & 1_{b_2} & & & & & & & & & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & & & & & & & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & 1_{b_k} & & & & & & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & 0_{w_1} & & & & & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & & \ddots & & & & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & & & 0_{w_l} & & & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & & & & 0_{e_1} & & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & & & & & \ddots & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0_{e_p} \end{pmatrix}$$

Cette matrice a pour effet de ne conserver que les composantes relatives à  $[b_1, \dots, b_k]$ .

$[b_1, \dots, b_k]$  et  $[w_1, \dots, w_l]$  sont linéairement indépendants et sont construits selon la démarche suivante. Soit  $V_B$  et  $V_W$  les vecteurs propres des matrices d'inerties des espaces  $E_B$  et  $E_W$  respectivement et  $V_{bw}$  la matrice rassemblant  $V_B$  et  $V_W$  tel que  $V_{bw} = [V_B \ V_W]$ .

Si  $\text{rang}(V_{bw}) < \text{rang}(V_B) + \text{rang}(V_W)$ ,  $E_B$  et  $E_W$  ont alors un sous-espace en commun. Dans ce cas il faut impérativement supprimer ce sous-espace de  $W$  afin de ne pas perdre des informations utiles lors de la projection.

Pour ce faire, on construit  $[w_1, \dots, w_l]$  avec les vecteurs propres de la matrice d'inertie  $[E_W \ E_W^T]$  qui ne sont pas liés à  $E_B$ . Pour cela, on considère tout d'abord un jeu de vecteurs  $V_{BW}$  tel que  $V_{BW} = V_B$ . Puis, pour chaque itération (allant de 1 jusqu'à  $n_w$  avec  $n_w = \text{rang}(V_W)$ ), le premier vecteur propre de  $[V_W \ V_W^T]$  qui n'est pas lié à  $V_{BW}$  est récupéré et il est ajouté à  $V_{BW}$  formant un nouveau espace  $V_{BW_{new}}$ . Cette action est ensuite répétée avec ce nouvel espace  $V_{BW_{new}}$ . Une fois que tous les vecteurs propres ont été testés, l'espace final  $V_{BW_{new}}$  contient par construction tous les  $V_B$  ainsi que les  $V_W$  qui ne sont pas liés à  $V_B$ .

L'espace de perturbation  $V_{W_{new}} = [w_1, \dots, w_l]$  est alors constitué de tous les vecteurs propres qui ont été rajoutés.

Les vecteurs propres de la matrice d'inertie de  $V_{BW_{new}}$ , présentant des valeurs propres nulles (i.e. vecteurs orthogonaux à  $V_B$  et  $V_W$ ) sont ensuite saisis pour construire les vecteurs restants  $V_R$ . L'assemblage des jeux de vecteurs  $V_B$ ,  $V_W$  et  $V_R$  forme ainsi la matrice de passage  $P$  vers la base oblique de projection souhaitée.

La matrice de projection oblique MPO est alors définie dans la base canonique comme suit:

$$MPO = P * M_{B_p} * P^{-1} \quad (3.1)$$

avec  $p$  le nombre d'échantillons dans le jeu de données.

### 3.3.2 Construction analytique de l'espace des perturbations pour les réflexions multiples

Dans notre cas, l'espace  $E_W$  pourrait être obtenu par simulation, en générant des spectres ayant la même teneur en azote que le spectre initial. Toutefois ce calcul est long et nécessite des nouvelles simulations pour chaque nouvelle application.

Les études précédentes du chapitre 2, laissent entrevoir la possibilité de construire analytiquement le sous-espace  $E_W$ . On a vu en effet que les réflexions multiples ajoutent à la réflectance apparente des termes polynomiaux  $R^2$ ,  $TR^2$ ,  $TR^3$ , etc.. En construisant  $E_W$  à partir de ces termes, on peut donc

obtenir un espace représentatif des perturbations observées.

La procédure de la construction analytique est détaillée ci-dessous:

a) **Construction d'un espace par concaténation:**

La concaténation de vecteurs est une opération qui intervient à plusieurs reprises dans la construction proposée. Elle consiste à construire un espace vectoriel, à partir d'un jeu de vecteurs tout en fixant en avance sa dimension  $N$  maximale. La figure 3.4, identifie le principe de cette construction.

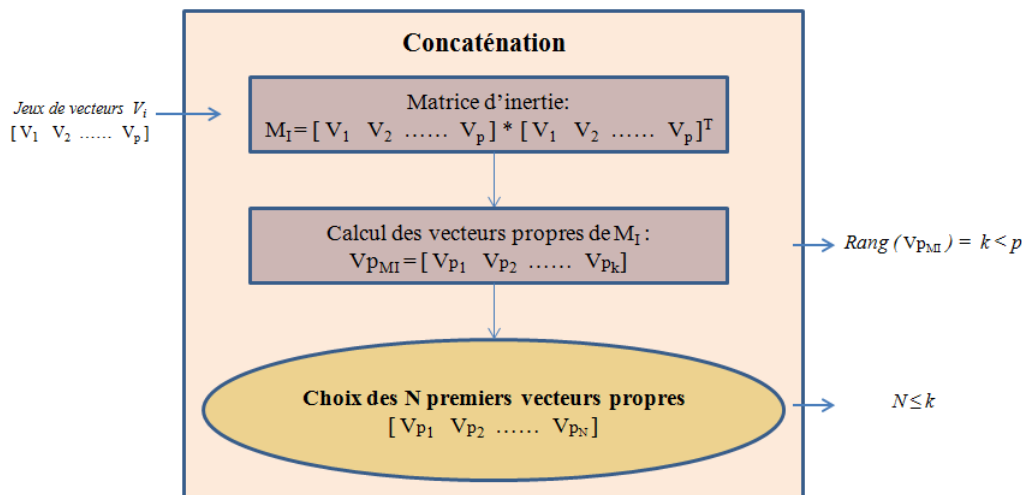


Figure 3.4 – Schéma de la construction d'un espace vectoriel par concaténation

De même la concaténation de deux espaces se calcule par une concaténation de leurs vecteurs de base.

b) **Construction de l'espace  $E_W$ :**

Considérons un ensemble composé de  $n$  triplets  $(R_i, T_i, y_i)$ , où  $R_i, T_i$  sont des spectres de réflectance et de transmittance et  $y_i$  la valeur de la variable d'intérêt correspondante.

Les données  $(R_i, T_i)$  obtenues à partir de feuilles isolées, représentent l'ensemble des spectres de réflectance et de transmittance susceptibles d'être présents dans la scène de végétation. L'idée est alors de construire  $E_W$  en concaténant l'ensemble des termes polynomiaux (réflexions multiples) qu'ils peuvent générer. La procédure suivante synthétisée par le schéma 3.5:

- Pour chaque spectre  $R_i$ , les termes polynomiaux  $R_i^u T_i^v$ , tel que  $u + v \leq$  d'un degré maximal  $\max D$ , sont calculés et normalisés comme vecteurs unitaires. Un espace  $EW_{R_i}$  de dimension  $\max P$  est alors construit par concaténation. Il représente l'espace des perturbations générées pour ce spectre.
- Tous les espaces  $EW_{R_i}$  sont ensuite concaténés pour construire l'espace final  $E_W$  de dimension  $\max W$ .

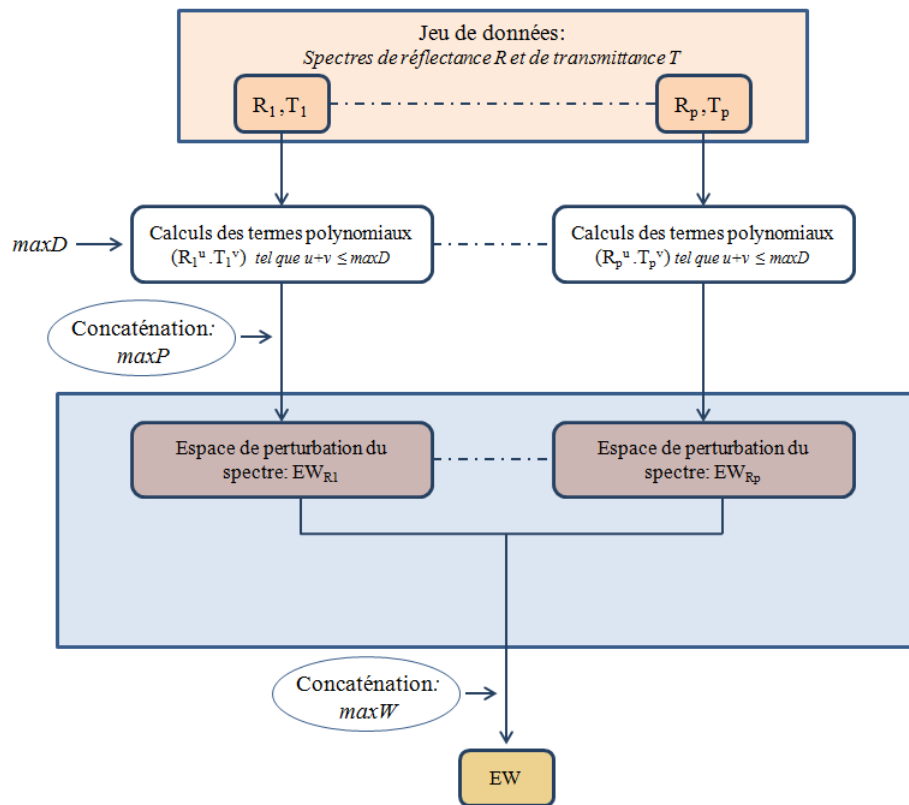


Figure 3.5 – Schéma de la construction analytique de l'espace perturbateur  $E_W$

En résumé, trois paramètres doivent être gérés pour le calcul de  $E_W$ : le degré maximal "maxD" des polynômes conservés, la dimension "maxP" retenue pour l'espace de perturbations de chaque spectre et la dimension finale "maxW" de l'espace  $E_W$ .

Afin d'ajuster ces paramètres, la méthode a été appliquée sur les données simulées, dans le contexte de l'évaluation de la teneur en azote (LNC) de feuilles de blé (section suivante).

## 3.4 Ajustement des paramètres de construction analytique par simulation

Afin d'ajuster les paramètres  $\max D$ ,  $\max P$  et  $\max W$  des tests de performance de la projection oblique ont été effectués pour différents valeurs de paramètres, sur des données de réflexions multiples simulées.

### 3.4.1 Protocole

Le même jeu de données de base que précédemment (section 2.2.2.1) est utilisé dans l'étude suivante.

- a) **Construction espace  $E_B$ :** Comme indiqué antérieurement,  $E_B$  est construit avec les variables latentes d'une PLS standard sur les spectres de base après SNV. Le nombre de variables latentes est choisi par une comparaison entre l'erreur de prédiction de l'ensemble de test et l'ensemble d'apprentissage.
- b) **Construction matrice de projection oblique:** La procédure décrite dans la section précédente a été utilisée pour construire MPO( $\max D$ ,  $\max P$ ,  $\max W$ ) pour  $\max D \in [1; 15]$ ,  $\max P \in [1; 3]$  et  $\max W \in [1; 10]$ .
- c) **Test des paramètres pour la construction de l'espace  $E_W$ :** Pour pouvoir ajuster les paramètres de construction de  $E_W$ , on a construit pour chaque jeu ( $\max D$ ,  $\max P$ ,  $\max W$ ) un modèle PLS-R après avoir appliqué une projection oblique avant la SNV, à la fois pour les ensembles d'apprentissage et d'essai.

L'ensemble d'apprentissage correspond aux spectres de base collectés sur des feuilles isolées avec la teneur en azote correspondante et l'ensemble d'essai aux spectres de réflectance apparente issus de la simulation Caribu. Les performances des modèles PLS avec projection ont ensuite été calculées. Les paramètres de la combinaison donnant les meilleures prédictions sur l'ensemble de test seront retenus pour la construction de la matrice de projection finale.

Dans l'étude présente, l'ensemble des spectres de base collectés sur des feuilles isolées avec la teneur en azote correspondante est considéré comme l'ensemble d'apprentissage et les spectres de réflectance apparente issus de la simulation sur Caribu comme l'ensemble d'essai.

### 3.4.2 Résultats

Les résultats des combinaisons présentant les plus faibles biais ont été récapitulés dans le tableau 3.1.

maxD	maxP	maxW	VL	R <sup>2</sup>	Biais(%DM)
6	1	2	4	0,941	0,262
10	1	3	4	0,936	0,272
7	1	2	4	0,935	0,275
9	1	3	4	0,935	0,275
5	1	2	4	0,931	0,284
11	1	3	4	0,932	0,285
8	1	3	4	0,930	0,285
8	1	2	4	0,926	0,294
11	3	7	7	0,924	0,297
9	3	7	5	0,923	0,299
10	3	7	7	0,923	0,300
12	3	7	7	0,923	0,301
9	2	8	4	0,920	0,305
7	3	4	5	0,918	0,309
10	2	4	6	0,918	0,310
12	1	3	4	0,921	0,310

Table 3.1 – Meilleurs résultats des combinaisons des paramètres de  $W$  après un balayage de toutes les combinaisons possibles de  $\max D$ ,  $\max P$  et  $\max W$

Ce tableau 3.1, montre que le modèle a besoin de 4 variables latentes pour expliquer la covariance entre le jeu de données et la variable d'intérêt. De plus, seule la première dimension de l'espace des perturbations généré pour chaque spectre doit être retenue. Ceci est exprimé par le fait que les meilleurs prédictions conservent un  $\max P = 1$ . A cela s'ajoute l'idée que la dimension finale de  $E_W$  est limitée à 2 ou à 3. La valeur du degré, quand à elle, varie entre 5 et 8 pour un  $\max W = 2$  et entre 8 et 11 pour un  $\max W = 3$ .

#### *Variation du paramètre $\max P$ :*

Le fait que la valeur optimale de  $\max P$  soit égale à 1 signifie que seul le vecteur principal de chaque sous-espace  $E_{WR_i}$  est nécessaire. Cela pourrait sembler contradictoire avec les observations du chapitre 2, selon lesquelles pour chaque spectre de base, l'espace des perturbations  $E_{Wi}$  est un plan. En fait, cela montre simplement que la variation entre ces vecteurs principaux suffit à prendre en compte de manière efficace l'ensemble des plans.

De même, cette valeur  $\max P = 1$  ne correspond pas à une limitation du degré de réflexions multiples pris en compte. Un nombre  $\max D$  relativement élevé reste nécessaire, et tous les termes générés sont pris en compte dans le vecteur résultant fourni (figure 3.6).

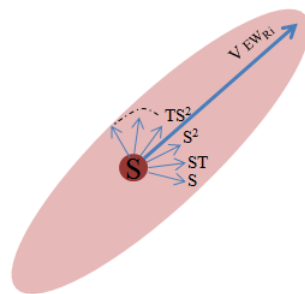


Figure 3.6 – Vecteur directeur des perturbations d'un spectre  $S$ .

#### *Variation du paramètre $\max W$ :*

La dimension optimale de  $E_W$  varie entre deux valeurs: 2 et 3. Les graphiques de la figure 3.7, présentant la variation de l'erreur du modèle en fonction des dimensions de  $E_W$  et du degré des

polynômes pour  $maxP = 1$ , valident cette notion. On peut voir que seules les dimension de  $E_W = 2$  et 3 permettent d'obtenir une erreur de prédiction inférieur à 0.4% DM. Dans ces deux cas, la prédiction du modèle est de bonne qualité pour n'importe quelle valeur de degré.

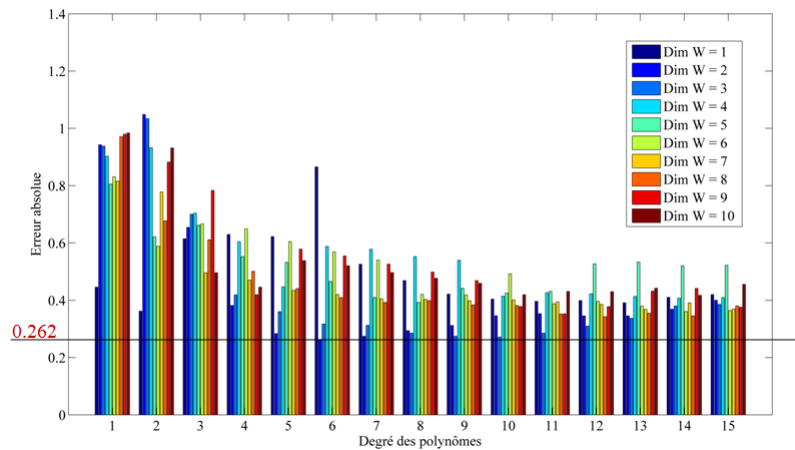


Figure 3.7 – Variation de l'erreur du modèle en fonction des dimensions de  $E_W$  et du degré des polynômes pour  $maxP = 1$

#### **Variation du paramètre $maxD$ :**

Pour mieux comprendre l'influence du paramètre  $maxD$  sur la prédiction, on a fixé  $maxP = 1$  et on a repris les résultats de la figure 3.7 pour  $maxW = 2$  et  $maxW = 3$  (figure 3.8).

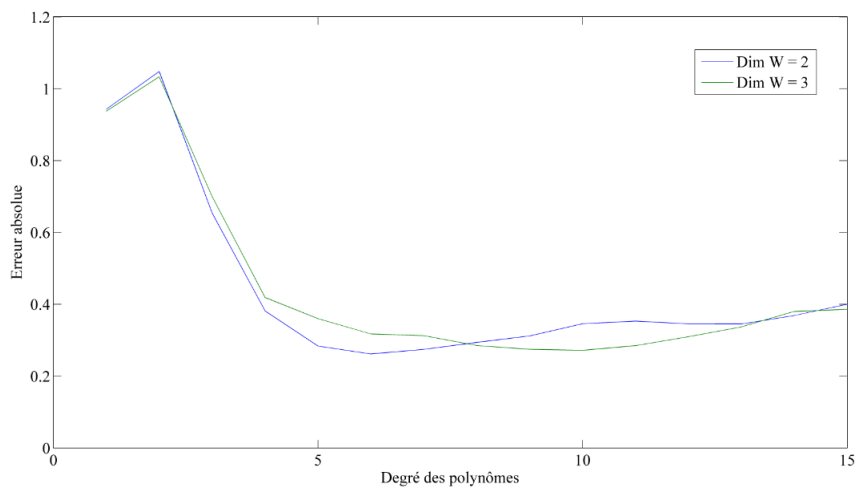


Figure 3.8 – Variation de l'erreur du modèle en fonction du degré des polynômes pour  $maxP = 1$  et  $maxW = 2$  ou  $maxW = 3$

Les deux courbes présentent des valeurs d'erreur de prédiction qui diminuent quand  $maxD$  augmente pour atteindre un minimum de 0.261 % MS avec un  $maxW = 2$  et un  $maxD = 6$  alors qu'il est de 0.271 % MS pour un  $maxW = 3$  et un  $maxD = 10$ . Une fois cette valeur minimale est atteinte, l'erreur de prédiction remonte progressivement à une valeur près de 0.4 % MS pour un degré maximal de 14 dans les deux cas.

On en déduit alors qu'à partir d'un certain degré, les termes polynomiaux des réflectances et des transmittances n'affectent plus le modèle. Ils n'apportent plus d'information pour l'espace perturbateur. Ceci peut être expliqué, dans notre étude, par le fait que la réflectance et la transmittance présentent

des valeurs inférieures à 1, donc plus le degré de leurs termes polynômiaux est élevé plus ils tendent à avoir des valeurs presque nulles.

En conclusions, les paramètres de la combinaison donnant les meilleurs prédictions,  $maxP = 1$ ,  $maxD = 6$  et  $maxW = 2$ , ont été retenus pour la construction de la matrice de projection. Le modèle PLS-R après projection oblique appliquée sur l'ensemble des spectres avec réflexions multiples projetés donne alors le résultat suivant:

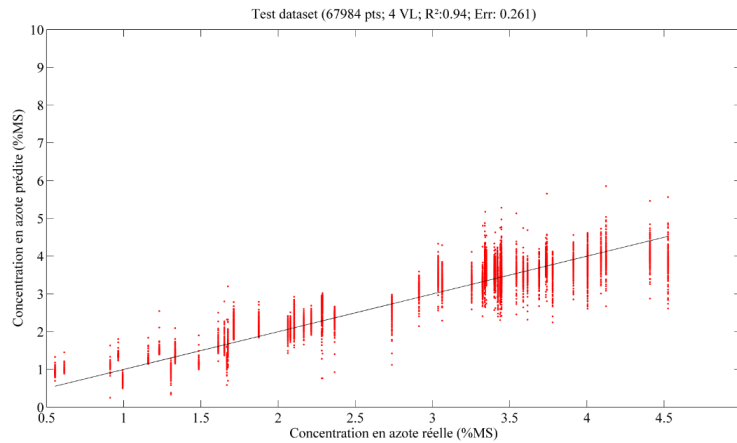


Figure 3.9 – Prédiction du taux d'azote pour les spectres avec réflexions multiples avec un modèle PLS-R après projection oblique

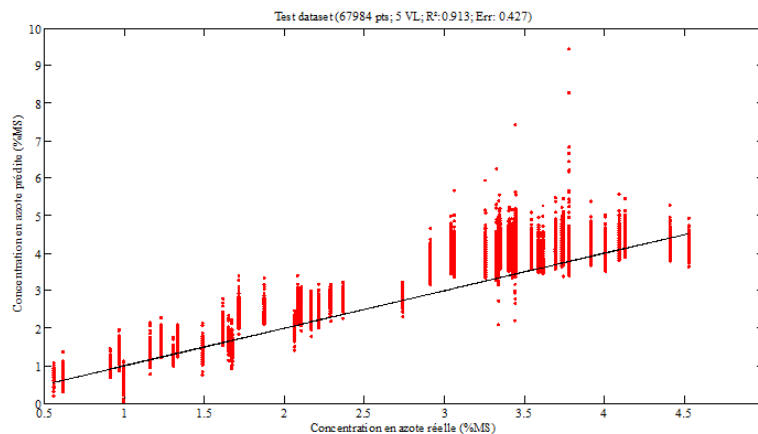


Figure 3.10 – Prédiction du taux d'azote pour les spectres avec réflexions multiples avec un modèle PLS-R standard

Comme le montre les deux figures 3.9 et 3.10, la projection oblique a réduit sensiblement l'erreur standard (0,261% de MS au lieu de 0,427% de MS).

Cette méthode associée à la PLS-R, a donc pu surmonter l'impact des réflexions multiples dans le traitement des images hyperspectrales. L'information parasite a été supprimée tout en conservant toute l'information utile (teneur en azote).

### 3.5 Comparaison de la méthode proposée avec les méthodes EPO et DROP-D

Comme on a déjà évoqué, dans la section 3.2.2.2, EPO et DROP-D sont des méthodes de correction spectrale basées sur la construction de l'espace des perturbations. Une comparaison avec les résultats de prédictions obtenus par ces deux méthodes, sur les mêmes ensembles de test et d'apprentissage, a été faite.

#### 3.5.1 Application de la méthode EPO

Pour effectuer une EPO, on a besoin de déterminer uniquement l'espace des perturbations. Une fois  $E_W$  construit à partir des paramètres (maxD, maxP, maxW) retenus pour la projection oblique, on projette orthogonalement selon ce sous-espace, les spectres de base et les spectres avec réflexions multiples issus de la simulation Caribu. On étalonne la PLS-R sur l'ensemble des spectres de base projetés et on applique ensuite le modèle PLS-R obtenu (3 VL), sur les spectres simulés projetés.

Les résultats sont présentés par la figure 3.11:

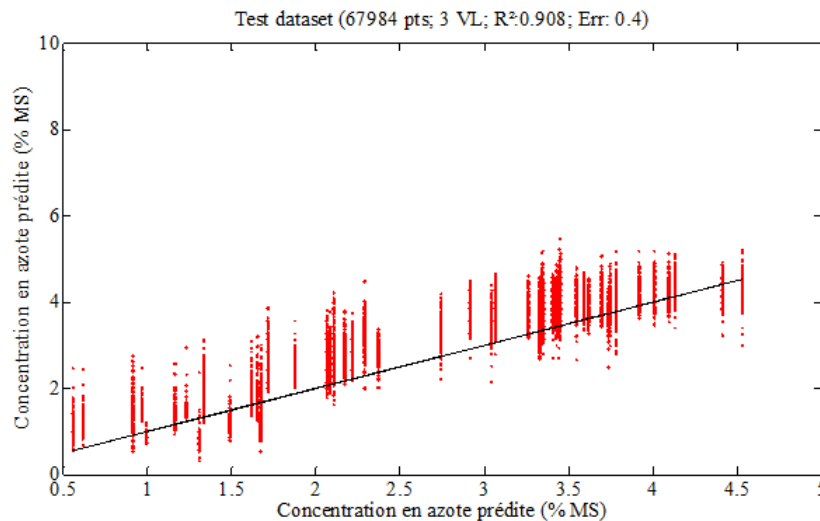


Figure 3.11 – Prédiction du taux d'azote pour les spectres avec réflexions multiples projetés orthogonalement selon  $E_W$

La projection EPO a réduit l'erreur standard à 0,4 (% MS) au lieu de 0,427 (% MS) pour la PLS-R standard.

La correction n'est donc pas satisfaisante. Cette méthode ne prend pas en considération l'espace utile B, et puisque les réflexions sont très corrélées à la teneur en azote la projection supprime probablement des informations utiles ce qui est suggéré par un nombre plus faible de variables latentes. La stratégie de cette méthode n'est pas adaptée pour notre cas présent.



### 3.5.2 Application de la méthode DROP-D

Dans une DROP-D classique, comme on a montré dans 3.2.2.2,  $E_W$  est construit à partir du sous-espace des spectres orthogonal à  $E_B$ , ce qui garantit que  $E_W$  n'a pas de sous-espace commun avec  $E_B$ . Puisque DROP-D nécessite  $E_B$  pour construire  $E_W$ , une comparaison directe avec notre méthode n'est pas possible.

Pour pouvoir effectuer une comparaison, nous avons donc appliqué la méthode DROP-D telle que proposé, en tant que méthode de discrimination. Pour cela on fixe un nombre arbitraire (10) de classes de teneur en azote et on détermine  $B$  et  $W$  comme étant les matrices d'inerties inter-classe et intra-classe respectivement.

Ces deux matrices d'inertie,  $B$  et  $W$ , ont été utilisées pour construire le sous-espace  $D$ , développé suivant l'algorithme décrit dans la section 3.2.2.2, lié à  $E_B$  et dépourvu des perturbations.

La PLS-R a été ensuite étalonnée sur l'ensemble des spectres de base projetés sur ce nouveau sous-espace  $D$ . Le modèle PLS-R obtenu avec 5 VL, a été appliqué sur l'ensemble des spectres issus de Caribu projetés sur  $D$ .

Les résultats sont présentés par la figure 3.12:

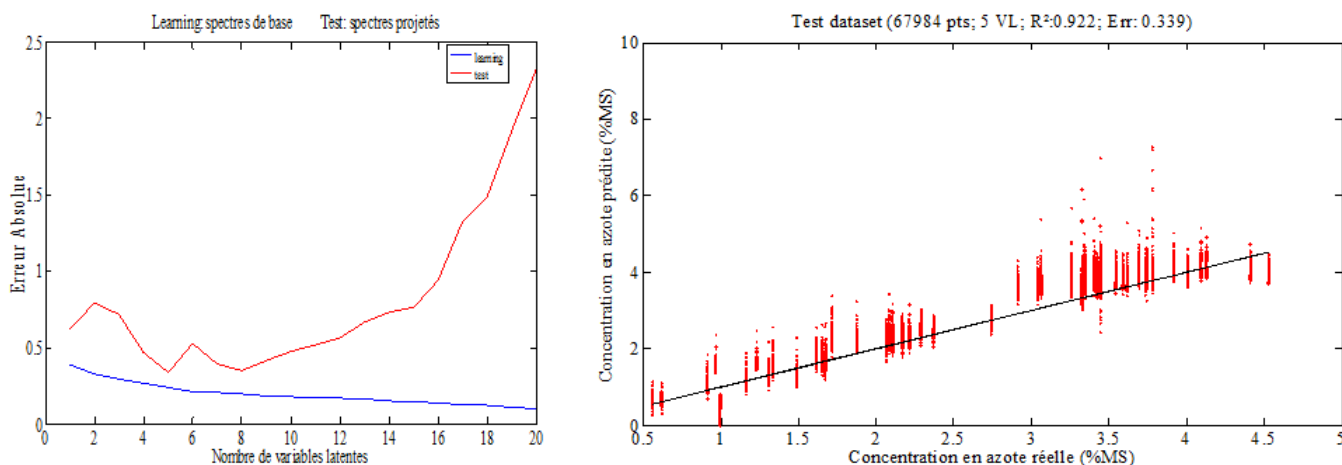


Figure 3.12 – Prédiction du taux d'azote pour les spectres simulés avec réflexions multiples:  
Gauche: modèle PLS-R DROP-D ; Droite: Application du modèle PLS-R sur spectres projetés

Comme le montre la figure 3.12, la projection DROP-D a réduit l'erreur standard à 0,339 (% MS) au lieu de 0,427 (% MS) pour la PLS-R standard.

Toutefois en comparaison avec la méthode de projection oblique (avec une erreur standard de 0.261), elle présente des prédictions de qualité moins bonnes.

La projection des spectres avec réflexions multiples sur  $D$  n'a pas éliminé tout les effets parasites.

Ceci peut être expliqué par le fait qu'au contraire de la méthode EPO, DROP-D est bâtie de façon à préserver totalement l'information utile dans le cadre d'une projection orthogonale. Ce faisant, elle ne permet pas de réduire autant les perturbations qu'une projection oblique.

## 3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, une nouvelle méthode a été proposée pour surmonter l'impact des réflexions multiples dans le traitement des images hyperspectrales des plantes par régression PLS. Elle est basée sur l'interprétation physique et la formalisation du phénomène de réflexion.

La méthode repose sur la projection oblique de chaque spectre mesuré sur le sous-espace utile contenant l'information de la variable d'intérêt suivant la direction du sous-espace parasite due à la grandeur d'influence (ici réflexions multiples). Les paramètres nécessaires pour la construction de cette matrice de projection ont été déterminés à l'aide d'outils de simulation.

Des résultats prometteurs ont été obtenus sur des canopées issues de Caribu. L'impact considérable de l'environnement des plantes sur la prédiction PLS-R standard a été supprimé. Cette approche a également été comparée avec d'autres méthodes de correction existantes en littérature. Nos principales conclusions sont résumées ci-dessous:

### **Simplicité et avantages de la méthode:**

La méthode de traitement est construite uniquement à partir des spectres de base, collectés sur des feuilles isolées, et ne nécessitant pas des opérations lourdes de simulation. On n'a pas besoin de passer par les spectres issus de la simulation pour construire le sous-espace des perturbations comme c'est le cas des méthodes précédentes (EPO et DROP-D). A cela s'ajoute le fait que, par construction, l'interaction des deux sous-espaces utile et parasite est vide, afin d'éviter la perte d'informations.

### **Répartition spatiale des réflexions multiples:**

Les réflexions multiples de chaque spectre mesuré sont engendrées par un vecteur directeur, généré par une combinaison des vecteurs unitaires des termes des puissances de la réflectance et de la transmittance de ce spectre. L'espace perturbateur final d'une canopée est réparti dans un plan 2D ce qui est cohérent avec les interprétations préliminaires obtenues au chapitre précédent concernant la répartition spatiale des effets de réflexions multiples dans l'espace spectral.

### **Performance de la méthode:**

La méthode par construction, peut être appliquée à la prédiction de variables d'intérêt différentes. Il suffit de connaître leurs concentrations pour l'ensemble des échantillons d'étalonnage, c'est à dire sur un ensemble de spectres collectés sur les feuilles isolés, afin de pouvoir construire la matrice de projection oblique propre au cas étudié.

Bien que la méthode proposée ait donné des résultats encourageants, une évaluation est encore nécessaire sur des canopées réelles. En effet Caribu, comme on a montré précédemment, simplifie les conditions naturelles qui peuvent interagir sur une plante au champs.

Une application sur des véritables canopées de blé en condition d'éclairage naturel est donc indispensable pour évaluer la robustesse de la méthode et pour valider les paramètres retenus pour sa construction.

C'est l'objectif de notre quatrième chapitre.



## Chapitre 4

# Évaluation de la méthode sur des images hyperspectrales de plantes en conditions réelles

### 4.1 Introduction

DANS le chapitre précédent, nous avons proposé une méthode de correction spectrale applicable dans le cas d'une régression PLS. La méthode est basée sur la construction de deux sous-espaces  $E_W$  et  $E_B$  générés respectivement par la formulation analytique des réflexions multiples et la variable d'intérêt. Ceci nous a permis alors de définir une matrice de projection oblique sur  $E_B$  selon la direction  $E_W$ , qui permet de supprimer l'effet des réflexions multiples tout en conservant l'information utile. L'approche proposée ne nécessite que des échantillons de feuilles isolées dans sa phase d'apprentissage. La méthode a été développée et paramétrée sur des données simulées, dans le contexte de l'évaluation de la teneur en azote de feuilles de blé.

L'objectif de ce chapitre est d'appliquer cette méthode de correction, sur des plantes en conditions réelles afin de valider sa performance au champ. Une telle validation nécessite d'acquérir des images hyperspectrales des canopées au champ.

Cependant, pour des questions de saisonnalité, une première campagne d'essai a été réalisée sur des plantes cultivées sous serre (novembre 2016). Des essais en plein champ ont ensuite pu être réalisés en mai 2017. Nous présentons ci après ces deux séries d'essais.

Dans les deux cas, une comparaison entre les modèles PLS sans et avec projection va être établie afin de confirmer les suppositions émises au chapitre précédent. Pour conclure, nous allons exposer les avantages de la méthode ainsi que ses limites.



## 4.2 Évaluation de la méthode sur des feuilles de blé cultivées en pot

### 4.2.1 Protocole expérimental

Deux cent graines de blé dur ont été ensemencées dans des pots de diamètre 20 cm et cultivées sous une serre durant huit semaines. Dix pots ont été imagés au nadir à l'aide d'une caméra hyperspectrale Hypspx VNIR-1024 (Norsk Elektro Optikk, Skedsmokorset, Norvège) à une hauteur d'environ un mètre. Chacun de ces dix pots a été ensuite entouré de six autres, afin de reproduire autant que possible des conditions de réflexions multiples. Un Spectralon®, qui est un diffuseur lambertien parfait avec une valeur de réflectance plate de 0,5, a été inclus dans chaque scène. Il nous a permis de corriger l'image en réflectance en caractérisant l'éclairement incident.

Trois feuilles individuelles ont été ensuite repérées dans chaque pot, enlevées et puis posées sur un papier noir afin d'être imagées sans réflexions multiples. Enfin, leur teneur en azote locale a été mesurée en 4 points différents le long de la feuille (figure 4.2), en utilisant un spectromètre de champ ASD couplé au modèle PLS-R développé dans (Ecarnot et al., 2013). Ceci donne un ensemble total de  $10 \times 3 \times 4 = 120$  valeurs d'azote dans une gamme d'environ 2 à 3,5% de matière sèche.



Figure 4.1 – Expérimentation en conditions réelles sur des feuilles de blé cultivées en pot  
*Gauche: Pot focal entouré de 6 pots. Milieu: Trois feuilles individuelles enlevées du pot focal et posées sur un papier noir. Droite: Mesure en teneur d'azote en 4 points différents le long de chaque feuille*

Toutes les images hyperspectrales obtenues ont ensuite été transformées en des images de réflectance selon la référence du Spectralon. Dans chaque zone foliaire correspondant à la mesure ASD des images de feuilles isolées à plat, un spectre moyen a été récupéré constituant ainsi un ensemble de 120 couples [spectre de base / teneur en azote].

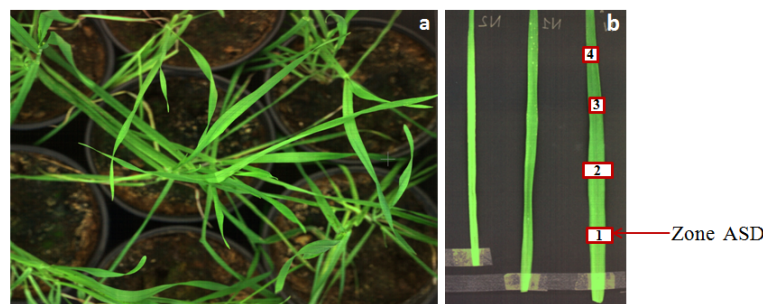


Figure 4.2 – a: Exemple d'une image végétale d'un pot de blé. b: Exemple de location des 4 zones ASD pour une feuille

Ce jeu de données résultant, a été utilisé, dans un premier temps, pour la construction de la matrice de projection oblique propre au cas étudié. Les paramètres  $\text{MaxD}=6$ ,  $\text{MaxP}=1$  et  $\text{MaxW}=2$  retenus par simulation ont été utilisés pour déterminer le sous-espace des réflexions multiples  $E_W$ .

Une fois la matrice de projection oblique calculée, le même jeu de données a été ensuite utilisé pour construire deux modèles PLS-R sans et avec projection oblique. Ces modèles ont été ensuite appliqués sur les images hyperspectrales.

#### 4.2.2 Résultats et discussion

Selon les mesures ASD, une gamme de concentration en azote d'environ 2 à 3,5% de matière sèche (MS) a été obtenue à partir des feuilles isolées. On a observé que toutes les feuilles ont un LNC croissant depuis la base jusqu'au bout.

Deux modèles PLS-R ont été construits sans et avec projection oblique, avec une erreur de validation croisée inférieure à 0,2% de MS pour chacun d'eux (figure 4.3).

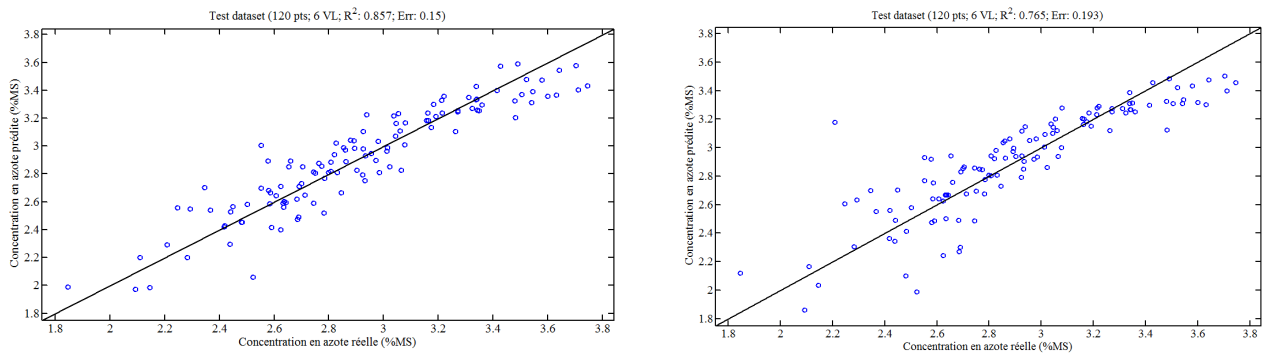


Figure 4.3 – Gauche: Modèle PLS-R standard. Droite: Modèle PLS-R avec projection

Comme le montre la figure 4.3, la projection oblique dégrade légèrement la qualité de prédiction: 0,193 (% MS) au lieu de 0,15 (% MS) pour la PLS-R standard.

La figure 4.4 confirme que les deux modèles donnent presque les mêmes résultats sur les feuilles isolées. En revanche, les cartographies obtenues sur les images de la plante sont très différentes.

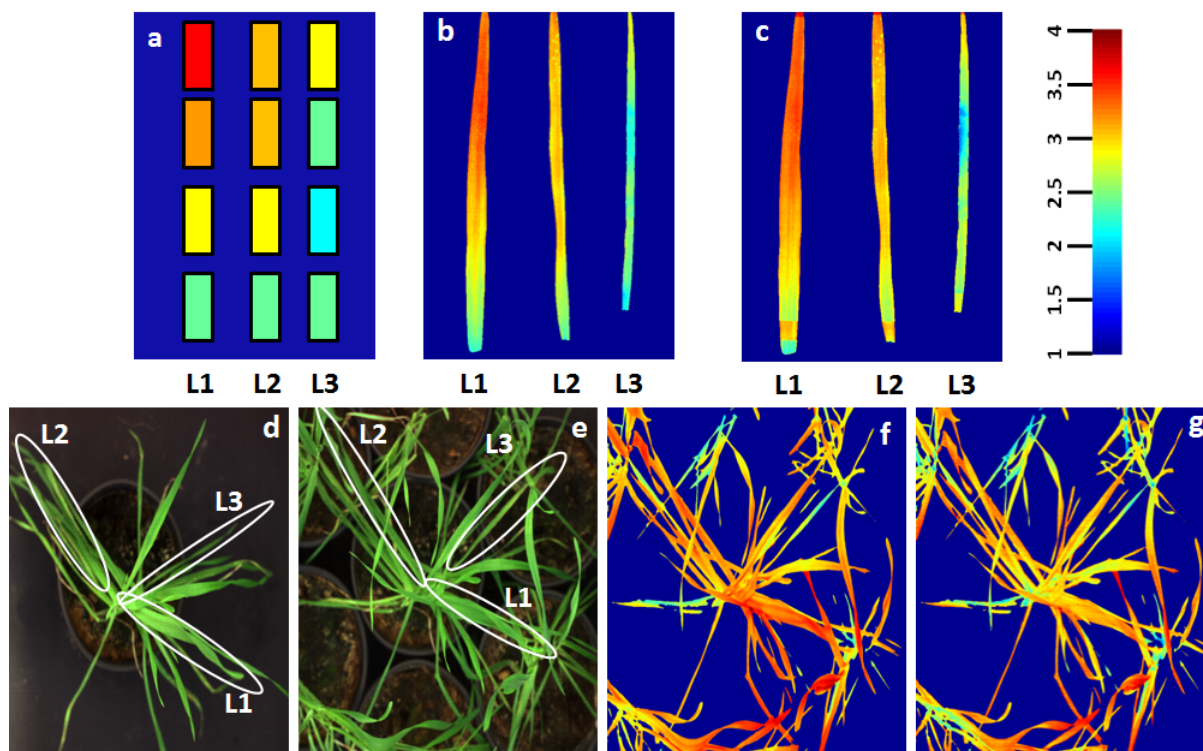


Figure 4.4 – Prédiction de la teneur en azote (% MS) sur les images hyperspectrales.  
*a: positions et valeurs de la mesure ASD. b et c: prédiction sur des feuilles isolées sans (b) et avec (c) projection oblique. d et e: image végétale pot seul (d) et pot entouré (e). f et g: prédiction sur les mêmes feuilles avant la coupe (image traitée sans (f) et avec (g) projection oblique)*

Plus précisément, si l'on compare aux valeurs de référence (figure 4.4 (a)), on remarque une bonne qualité de prédiction du taux d'azote pour les feuilles à plat quelque soit le modèle (figure 4.4 (a, b et c)). Ce qui n'est pas le cas en présence de réflexions multiples où le modèle sans projection présente une surestimation de la teneur en azote (figure 4.4 (f)).

Les figures 4.5 (b) et 4.5 (c) montrent clairement l'influence des plantes environnantes sur les résultats de prédiction LNC obtenus avec un modèle standard PLS-R, en raison de différents niveaux de réflexions multiples. Par contre, les figures 4.5 (e) et 4.5 (f), montrent que le modèle issu de la projection oblique présente des prédictions de la teneur en azote, visuellement identiques d'un cas à l'autre. Cela veut dire que la projection oblique a pu corriger une grande partie des perturbations (mais pas totalement) là où la PLS classique a échoué.



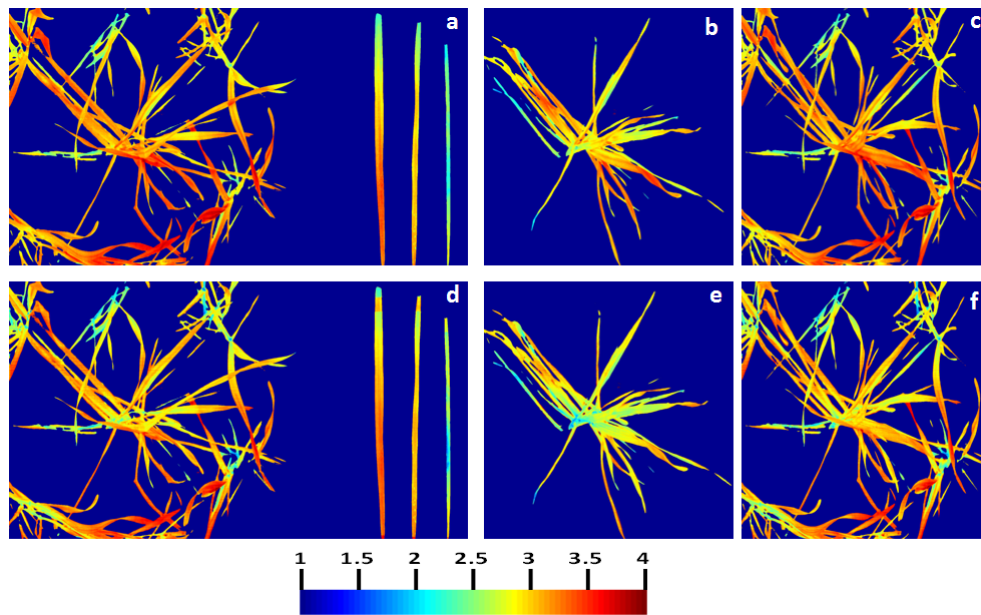


Figure 4.5 – Prédiction de la teneur en azote (% MS) sur les images hyperspectrales dans diverses conditions environnantes.

*a, d: Feuilles isolées et debout dans la même image, modèles sans (a) et avec (d) projection.*  
*b, e: pots isolés, modèles sans (b) et avec (e) projection.*  
*c, f: pots entourés, modèles sans (c) et avec (f) projection.*

Afin de confirmer ces observations sur un ensemble plus large de données, les dix images combinant les plantes en pot et les feuilles isolées ont été traitées avec les deux modèles PLS-R. Les valeurs de la teneur en azote ont été calculées en moyenne séparément pour les deux types de feuilles (figure 4.6). Encore une fois, une surestimation systématique est obtenue avec le modèle PLS-R sans projection pour les feuilles debout, alors que les valeurs moyennes restent presque similaires pour les deux modèles sur les feuilles isolées.

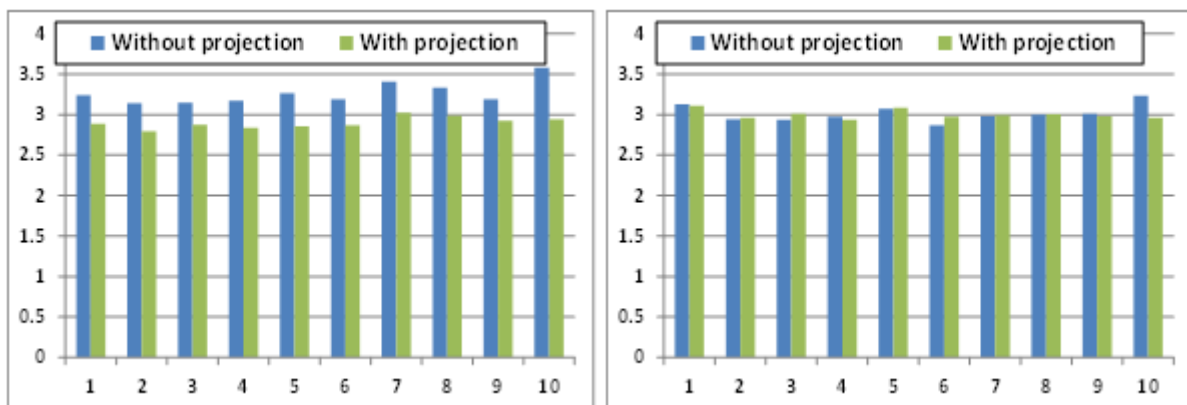


Figure 4.6 – Valeurs moyennes de la teneur en azote prédite (% MS) pour dix images de plantes à pot. Toutes les images comprennent des zones debout (gauche) et isolées (à droite).

### 4.2.3 Conclusion sur l'expérimentation en pot

Dans cette section, la méthode de correction par projection oblique et une PLS-R standard ont été appliquées sur des plantes en pot, et une évaluation essentiellement visuelle des résultats a été présentée.

Cependant, trois conclusions importantes peuvent déjà être soulignées:

- L'impact significatif des réflexions multiples sur les résultats d'une prédiction par PLS, mis en évidence lors des simulations, a été confirmé.
- La projection oblique permet de réduire considérablement ce phénomène, en fournissant des résultats relativement stables quelles que soit les conditions d'environnement de la plante.
- Les paramètres de construction de la projection oblique définis par simulation restent utilisables en situation réelle avec des spectres obtenus selon d'autres modalités (caméra hyperspectrale).

Ces résultats doivent maintenant être confirmés dans les conditions plus proches d'une application réelle de phénotypage au champ.

C'est l'objectif de la section suivante.



## 4.3 Évaluation de la méthode sur des feuilles de blé au champ

### 4.3.1 Protocole expérimental

Cette deuxième campagne d'essai, a été réalisée en plein champ, sur le site expérimental de Mauguio, près de Montpellier (34) en mai 2017. Huit feuilles de blé appartenant à une stade phénologique différente, ont été collectées et posées sur un plateau fond noir. Ce plateau a été imagé, dans un premier temps, au milieu d'une parcelle de blé, à l'aide d'une caméra hyperspectrale, afin de reproduire une scène végétale dans son propre environnement.

Ensuite il a été placé et imagé sur un sol nu sans environnement. Dans les deux acquisitions, un Spectralon® avec une valeur de réflectance plate de 0,5 a été inclus pour la correction en réflectance. La teneur en azote des 8 feuilles de blé a par ailleurs été mesurée en 4 points différents le long de chaque feuille, en utilisant un spectromètre de champ ASD couplé au modèle PLS-R développé dans (Ecarnot et al., 2013), donnant un ensemble total de  $8 \times 4 = 32$  valeurs d'azote d'une gamme d'environ 0.8 à 3,5% de matière sèche (MS).

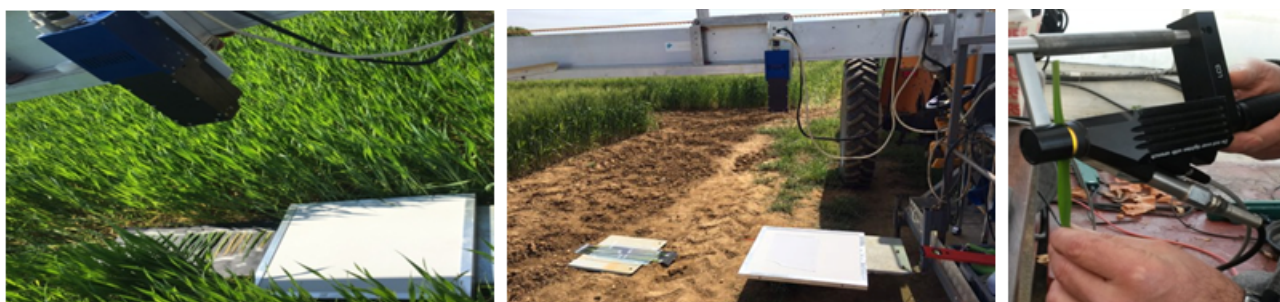


Figure 4.7 – Expérimentation en conditions réelles sur des feuilles de blé au champ  
*Gauche: Feuilles de blé placés au milieu d'une parcelle de blé. Milieu: Feuilles de blé placés sur du sol nu. Droite: Mesure en teneur d'azote en 4 points différents le long de chaque feuille*

Toutes les images hyperspectrales ont été ensuite transformées en images de réflectance selon la référence du Spectralon®. Enfin, elles ont été segmentées par seuillage du NDVI pour éliminer les parties non végétales.

Suivant la même stratégie que l'expérimentation précédente et depuis les feuilles posées sur du sol nu, le jeu de données de base des zones foliaires correspondant à la mesure ASD a été collecté. La construction de la matrice de projection oblique et des modèles PLS-R sans et avec projection, a été réalisée comme pour le cas des feuilles en pot mais en utilisant ce nouvel échantillon de spectres.

L'expérimentation a pour objectif de comparer, tout d'abord, pour chaque pixel de l'image acquise dans la parcelle, sa concentration en azote sans et avec projection. Le résultat obtenu permettra de vérifier s'il y a présence d'une surestimation au niveau de la PLS classique. Ensuite de comparer les valeurs estimées sans et avec projection en comparaison avec les taux d'azote réels.

### 4.3.2 Comparaison entre les valeurs d'azote estimées sans et avec projection

Selon les mesures ASD, une gamme de concentration en azote d'environ 0.8 à 3.8% de matière sèche (MS) a été obtenue à partir des feuilles isolées. On remarque une large variabilité de l'azote, ce qui est bien pour l'étalonnage. Cette variabilité est surtout inter-feuille, la variabilité intra-feuille est faible. Deux modèles PLS-R ont été construits sans et avec projection oblique, avec une erreur de validation croisée d'environ 0,3% de MS pour chacun d'eux (figure 4.8).

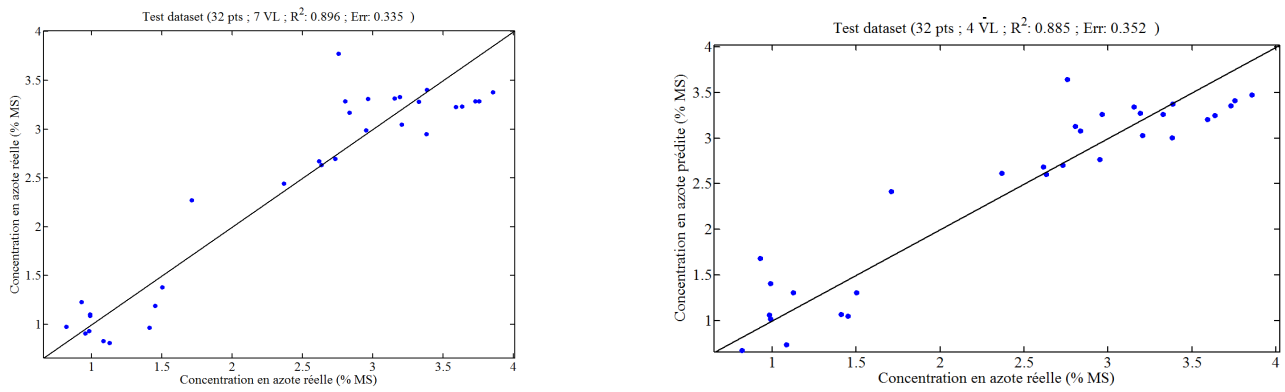


Figure 4.8 – Gauche: Modèle PLS-R standard. Droite: Modèle PLS-R avec projection

Comme le montre la figure 4.8, la projection oblique dégrade, là aussi, légèrement la qualité de prédiction: 0,35 (% MS) au lieu de 0,33 (% MS) pour la PLS-R standard. En revanche, le nombre de variables latentes avec projection est beaucoup plus faible.

De même que dans l'expérimentation précédente, en absence des réflexions multiples, les modèles arrivent à fournir des prédictions de bonne qualité de la teneur en azote. Ceci est illustré par la similitude des couleurs entre les zones ASD (figure 4.9(a)) et les concentrations prédites correspondantes (figure 4.9(b, c)):

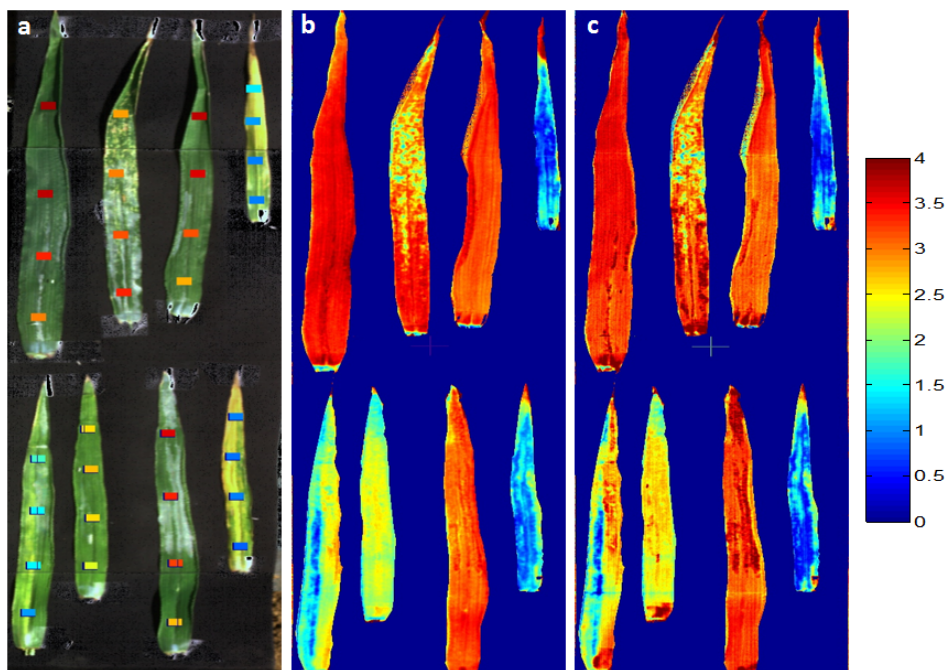


Figure 4.9 – a: Positions et valeurs d’azote de la mesure ASD.  
b, c: Prédictions du taux d’azote pour les feuilles sur sol nu sans (b) et avec (c) projection oblique.

L’application de ces deux modèles sur les huit feuilles au champ, en présence des réflexions multiples, donne les prédictions suivantes:

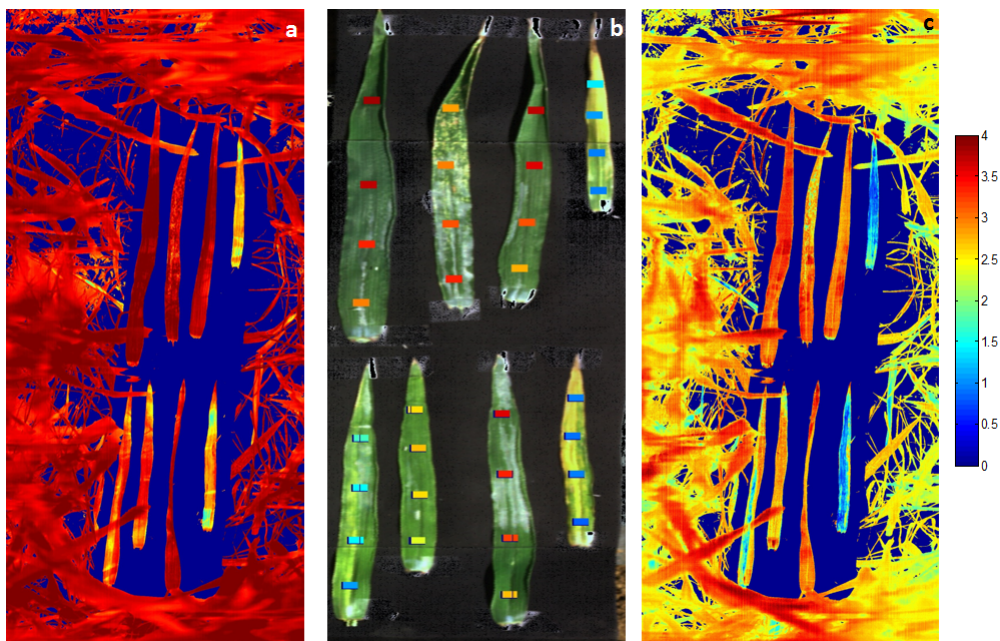


Figure 4.10 – b: Positions et valeurs d’azote de la mesure ASD.  
a, c: Prédictions du taux d’azote pour les feuilles au champ sans (b) et avec (c) projection oblique.

Les figures 4.10 montrent des résultats similaires à l’expérimentation avec feuilles en pot. La surestimation du taux d’azote au niveau du modèle PLS est toujours présente. Elle est marquée par des colorations plus foncées en comparaison de celles des mesures ASD de référence.

La projection oblique, quant à elle, illustre des meilleures prédictions plus proches de celles des zones ASD.

Jusqu'à maintenant les déductions sont basées sur le visuel.

Pour une analyse plus approfondie, les teneurs en azote de tous les pixels des images hyperspectrales des feuilles au champ traitées sans et avec projection ont été comparées. (N.B.: les pixels des parties des feuilles scotchées pour leur maintien ont été éliminées).

Les résultats sont représentés dans la figure 4.11. Ils confirment bien la supposition que le modèle PLS classique surestime le taux d'azote en présence des réflexions multiples.

Ceci est appuyé par l'allure du nuage des points qui s'écarte de la bissectrice en direction de l'axe des prédictions sans projection.

Pour des concentrations élevées en azote, on remarque sur certains points une légère surestimation au niveau du modèle avec projection. Cependant elle reste négligeable devant celle du modèle standard. La méthode avec projection oblique, n'a pas éliminé totalement les effets des réflexions multiples mais elle a amélioré les prédictions par rapport à une PLS classique.

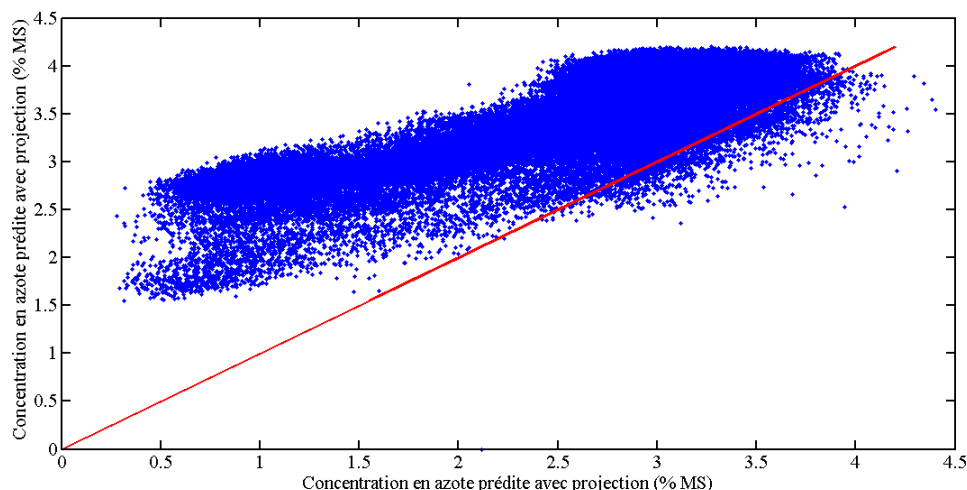


Figure 4.11 – Comparaison de la teneur d'azote prédite avec les modèles sans et avec projection au niveau de tout les pixels des huit feuilles au champ.

### 4.3.3 Comparaison entre valeurs moyennes d'azote estimés et valeurs ASD

Pour évaluer la qualité des modèles de prédiction sans et avec projection oblique, on a comparé, pour chaque zone ASD, la valeur moyenne en azote prédite (sans et avec projection) avec sa concentration réelle (figure 4.12).

On observe encore une fois une surestimation importante de la prédiction du taux d'azote pour toutes les feuilles au champ pour le modèle sans projection.

Les valeurs de la teneur en azote prédite par le modèle avec projection présentent une qualité de prédiction plus satisfaisante. Elles restent centrées autour des valeurs réelles.

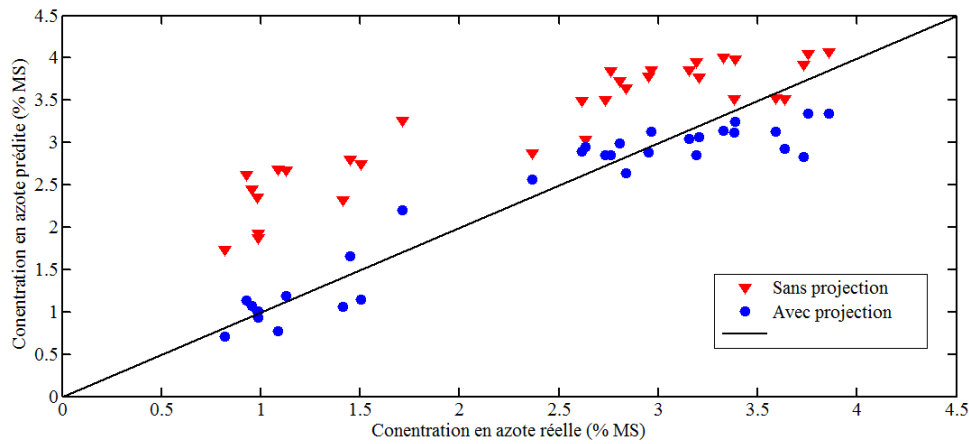


Figure 4.12 – Concentration en azote prédite pour les feuilles au champ sans et avec projection oblique.

Les erreurs relatives de prédiction pour chacun des deux modèles sont exposés sur la figure 4.13.

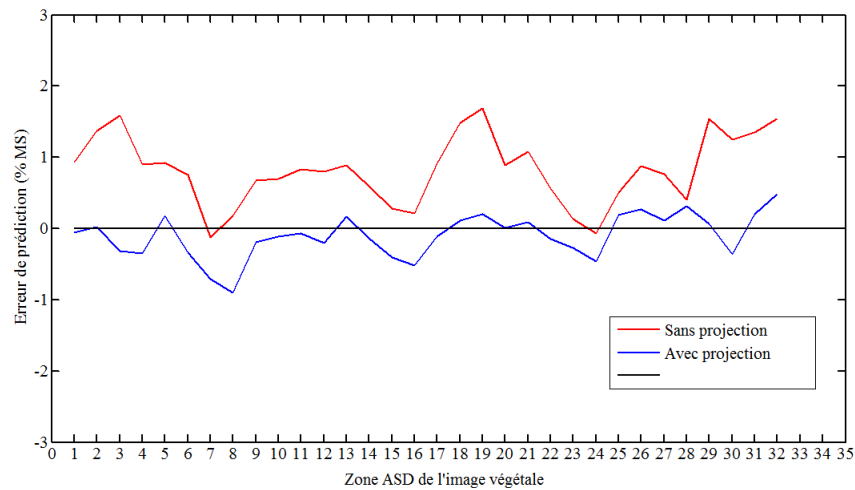


Figure 4.13 – Erreur de prédiction pour les feuilles au champ sans et avec projection oblique.

Le modèle PLS classique présente une erreur moyenne de 0.83 % MS, confirmant la présence d'un biais (surestimation). En revanche, l'erreur moyenne est proche de zéro (-0.0957 % MS) avec une projection. L'écart type des erreurs pour un modèle sans projection est de 0.4872 % MS. Il passe à 0.3094 % MS avec projection, indiquant une dispersion moins significative dans les valeurs d'erreur.

#### 4.3.3.1 Influence de la correction du spectralon sur les modèles de prédictions

Rappelons le principe de la correction en réflectance des images:

le Spectralon soumis au même éclairage total  $E$  que les feuilles, a pour luminance:

$$L_{\text{Spectralon}}(\lambda) = \frac{E(\lambda) \times 0.5}{\pi} \quad (4.1)$$

Il permet donc de collecter directement la composition spectrale de l'éclairage.

Dans la pratique, la luminance du Spectralon doit être moyennée sur une zone la plus large possible, afin d'obtenir une variable d'éclairage fiable.

Quelle est alors la conduite à tenir lorsque le Spectralon inclut des zones ombragées? (figure 4.14)



En effet, le choix des zones de référence sur le Spectralon va influencer sur la correction en réflectance, et donc a priori sur la prédiction des valeurs d'azote.



Figure 4.14 – Image végétale de la scène étudiée au champ (à gauche: le Spectralon)

Pour vérifier cette hypothèse, nous avons appliqué chacun des deux modèles sans et avec projection sur une image hyperspectrale corrigée selon trois types de régions différentes du spectralon:

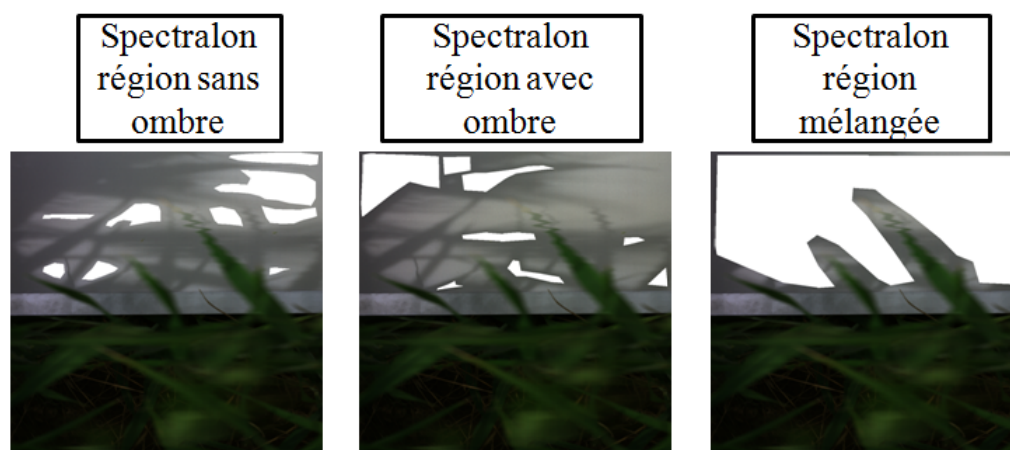


Figure 4.15 – Trois types de régions différentes du spectralon.

Les modèles PLS sans et avec projection ont été ensuite appliqués sur les trois images de réflectance ainsi obtenues.

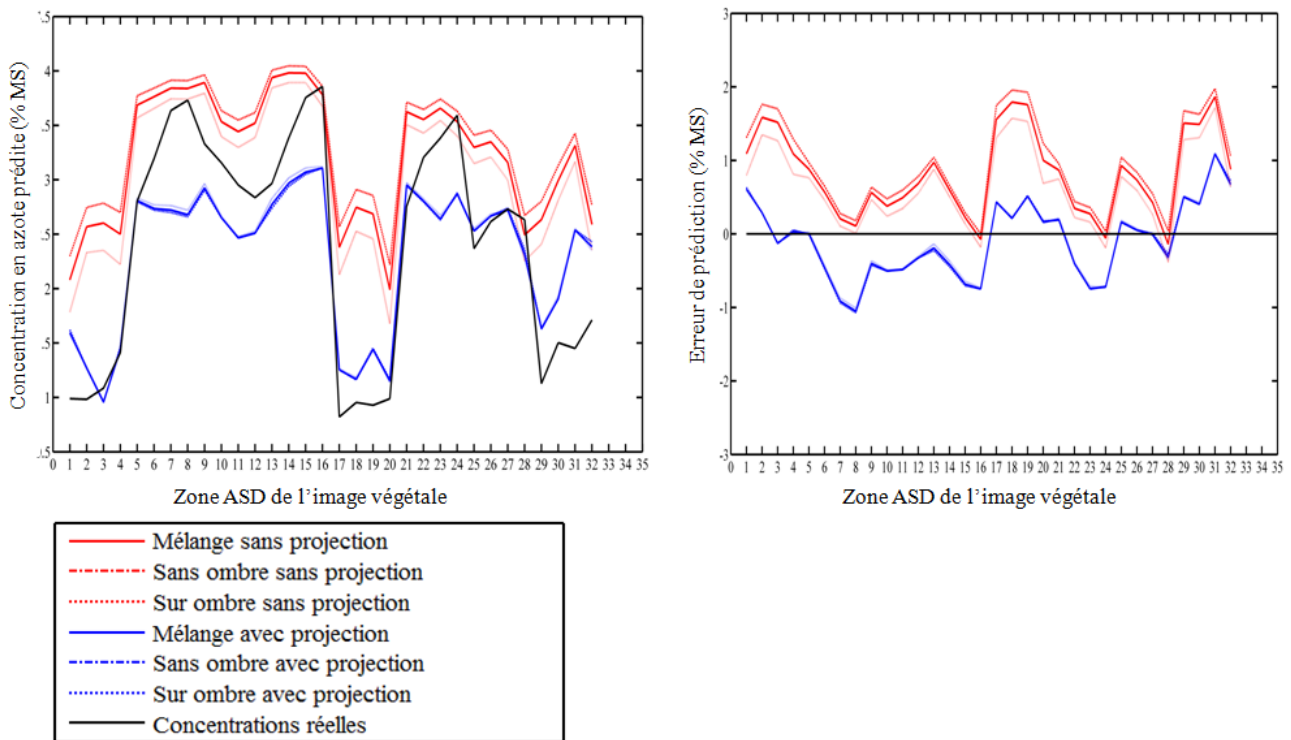


Figure 4.16 – Gauche: Concentrations en azote prédites pour des régions de Spectralon différentes.  
Droite: Erreur de prédiction correspondantes

La figure 4.16 illustre que la variabilité du résultat pour les trois types de régions du Spectralon reste très faible pour un même modèle. Pour le modèle PLS classique, la surestimation soulignée précédemment est légèrement plus faible lorsque l'éclairement de référence a été pris sur des zones à l'ombre. Une interprétation possible est que cela permet d'intégrer dans la correction en réflectance l'effet de la transmittance des feuilles. Pour la PLS avec projection, la variabilité devient presque nulle, indiquant que l'effet correctif de la sélection des zones à l'ombre mentionné ci-dessus est masqué par celui de la projection oblique. Le fait que le choix des zones de référence sur le Spectralon n'influe pas sur les résultats est important d'un point de vue pratique. Il peut également être considéré comme une preuve supplémentaire de l'efficacité de la méthode.



## 4.4 Conclusion sur l'expérimentation au champ

Un des objectifs de l'expérimentation au champ, était de réaliser une analyse plus quantitative des performances, notamment avec comparaison point par point des prédictions sur feuilles isolées et entourées. Cela n'a malheureusement pas été possible, à cause de la non correspondance de la forme exacte des feuilles entre les images. Seule la comparaison point par point entre les deux types de modèles a pu être effectuée.

Par ailleurs, la comparaison avec les valeurs de référence ASD pose par elle-même des difficultés:

- Quelle est la validité de cette référence lorsque la feuille est texturée (forte hétérogénéité locale)?
- Comment garantir le positionnement exact des mesures ASD quand on le reproduit sur les images de feuilles pour comparaison?

Plus généralement, on peut s'interroger sur la possibilité de valider une technique de mesure très résolue spatialement avec une technique de référence qui l'est beaucoup moins.

En l'état actuel, on ne peut donc affirmer que la technique de correction des réflexions multiples par projection oblique est validée au sens strict du terme.

Cependant plusieurs indices nous amènent à penser qu'elle a une réelle efficacité:

- la stabilité des résultats obtenus dans diverses configurations d'environnement des plantes.
- la stabilité des résultats vis à vis de la sélection des zones de référence (ombre ou éclairage direct) sur le Spectralon.

Enfin, on constate encore que le choix des paramètres de construction obtenus par simulation reste pertinent pour l'utilisation au champ.



## Chapitre 5

# Conclusion

L'ÉTUDE réalisée au cours de cette thèse a permis d'analyser, dans un premier temps, le phénomène des réflexions multiples dans un couvert végétal dans le contexte de l'imagerie hyperspectrale, afin d'évaluer la distribution des perturbations dans l'espace spectral qu'elles génèrent. Elle a permis ensuite d'en déduire une méthode de correction applicable dans le cas d'une régression PLS permettant de prédire le contenu chimique des feuilles à l'échelle de la canopée. La méthode a été développée et paramétrée sur des données simulées, dans le contexte de l'évaluation de la teneur en azote de feuilles de blé. Elle est basée sur la construction de deux sous-espaces générés respectivement par la formulation analytique des réflexions multiples et par la variable d'intérêt. Pour valider les paramètres retenus par simulation pour sa construction, la méthode a été appliquée en conditions réelles, sur des feuilles de blé cultivées en pot et au champ.

Cette validation a posé une difficulté de principe. L'imagerie hyperspectrale a pour objectif de donner une cartographie de haute résolution spatiale du contenu chimique de la plante. Or on a besoin alors des valeurs de référence pour chaque pixel afin de pouvoir valider le modèle. Les seules valeurs de références disponibles sont soit des mesures au laboratoire obtenues par un broyage total de la feuille puis extraction de son taux d'azote par un analyseur chimique, soit des mesures plus locales obtenues par un dispositif ASD qui collecte le spectre moyen sur une zone d'acquisition de l'ordre du  $\text{cm}^2$ . Cette dernière technique permet de mieux mettre en évidence la variabilité de la teneur en azote au niveau de la feuille. Toutefois, elle reste insuffisante car, tout d'abord, elle effectue une mesure moyenne sur une centaine de pixels. De plus dans le cas d'une feuille texturée où le taux d'azote peut changer considérablement pour des pixels très proches, la valeur obtenue à partir du spectre moyen peut être sensiblement différente de la moyenne des valeurs obtenues par pixel, lorsque le traitement inclut des opérations non-linéaires (par exemple SNV). Ensuite, la méthode ASD est tributaire de la qualité de son modèle de prédiction qui présente une erreur de validation comprise entre 0.2 et 0.3 % MS (Ecarnot et al., 2013). Les valeurs de référence qu'elle fournit peuvent donc être entachées d'erreur. Enfin, il est difficile de trouver exactement la position de la mesure ASD dans l'image hyperspectrale. Ces inconvénients peuvent produire une dégradation dans la qualité des modèles de prédiction de la méthode.

Toutes ces difficultés nous ont contraint à nous limiter à évaluer la méthode soit par comparaison visuelle soit par comparaison sur des valeurs moyennes du taux d'azote prédit.

Malgré ces difficultés, les résultats des expérimentations sur des feuilles de blé cultivées en pot et au champ nous semblent très positifs. Tout d'abord, les prédictions des concentrations en azote obtenues avec les deux modèles PLS classique et PLS avec projection pour les feuilles isolées, sont visuellement très proches des valeurs de référence de l'ASD. Ces observations ont été confirmées en considérant les valeurs moyennes par feuille de la teneur en azote. Cette similarité entre les valeurs moyennes permet

de déduire que la méthode proposée, a le même comportement que la PLS normale s'il n'y a pas de perturbations: la correction spectrale ne dégrade pas l'information de la feuille.

Dans le cas de feuilles sur pied, la PLS normale présente une forte surestimation du taux d'azote en comparaison à des feuilles isolées. Ce qui confirme les résultats observés par simulation et l'interprétation physique des effets des réflexions multiples au chapitre 2. La PLS avec projection, quant à elle, fournit des résultats de prédiction très proches des feuilles isolées. On a donc, dans ce cas, une stabilité dans les résultats des deux configurations de feuilles, isolées et sur pieds. La méthode proposée, comparée à une PLS classique, a donc une réelle action corrective.

A cela s'ajoute la stabilité dans les résultats pour diverses conditions de corrections en réflectance, ce qui confirme la capacité de la méthode à éliminer l'influence des conditions d'éclairement. Ce point est important d'un point de vue pratique.

Par ailleurs, les paramètres de construction de la méthode déterminés par simulation, restent toujours valables sur des données réelles. Cela nous incite à penser qu'il y a une indépendance entre la méthode proposée et l'architecture des plantes. Cette indépendance a été validée par simulation pour différentes variétés de blé: une bonne prédiction du taux d'azote a été obtenue avec projection oblique construite avec la variété Soisson, sur les spectres simulés selon l'architecture de blé Maxwell.

Tout cela nous conduit à dire que la méthode que nous proposons est efficace malgré les difficultés de validation et de précision des modèles de PLS évoqués plus haut.

Cette méthode présente deux spécificités essentielles:

La première est qu'elle propose une **projection oblique** comme outil d'élimination des perturbations. Contrairement aux méthodes de projection orthogonales classiques, cela permet de supprimer les effets parasites avec le minimum de perte d'information surtout lorsque la variable d'intérêt est très corrélée avec le facteur externe (i.e. lorsque l'espace des perturbations est proche de la direction d'influence de la variable d'intérêt). En ce sens, cette proposition a un intérêt général pour la chimométrie, et pourrait être applicable dans des domaines d'application très divers.

La deuxième spécificité est la **construction analytique** de l'espace des perturbations. Ceci a été possible dans le cas des plantes car on a pu formaliser et modéliser les effets des réflexions multiples sur les spectres mesurés. Cette approche ouvre ainsi la voie, dans d'autres applications de spectrométrie, à utiliser la même stratégie pour supprimer d'autres effets perturbateurs (conditions de mesures ou matériau lui-même), à condition de pouvoir modéliser ces perturbations.

Cette reconstruction analytique ne nécessite que des échantillons d'apprentissage collectés en laboratoire. Elle évite de passer par une étape d'expérimentation ou de simulation afin de représenter tous les cas possible de perturbation dans le modèle PLS. Cela signifie qu'on a simplement besoin de prélever quelques spectres de réflectance avec la concentration du trait biochimique correspondant pour construire un modèle de prédiction au laboratoire qui va être ensuite appliqué directement au champ.

Cette possibilité représente une nouveauté et un progrès important pour la mise en œuvre du phénotypage au champ et pour l'agriculture de précision, qui pourra être mis à profit dans d'autres études basées sur de l'imagerie hyperspectrale.

Notons que puisque la matrice de projection dépend par construction de la variable d'intérêt, la méthode n'effectue pas une correction universelle de l'image qui pourra ensuite être appliquée à n'importe quel problème. Toutefois, sur le plan théorique, elle est applicable à la prédiction de n'importe quel trait biochimique de la plante. Il suffit de considérer comme espace utile celui qui est représentatif de la totalité de l'information à estimer. Ceci reste à confirmer par des expérimentations

---

pour l'évaluation d'autres traits biochimique d'une plante.

### **Perspectives:**

La construction de l'espace de perturbation constitue le point innovateur majeur de la méthode. Il pourrait être pertinent d'évaluer des méthodes autres que la concaténation proposée pour la mise en place de cet espace perturbateur, et de comparer leur efficacité et leur robustesse avec l'approche présente.

Jusqu'à maintenant, notre méthode est mise en œuvre sous la forme de développements algorithmiques adaptés à nos expérimentations. Afin qu'elle soit utilisable directement par les agronomes au champ, il est indispensable de faire une implémentation qui réponde à ce besoin. Donc l'étape prochaine sera d'élaborer un cahier de charge d'un outil opérationnel pour le terrain. Cette implémentation permettra aux chercheurs agronomes de multiplier les expérimentations afin de tester la performance de la méthode à corriger les perturbations pour d'autres cultures présentant des architectures et des caractéristiques optiques différentes. Cela permettra aussi de voir si la méthode est toujours applicable pour d'autres modalités d'acquisition présentant des échelles différentes comme l'imagerie hyperspectrale par drone.

Plus généralement, les mesures agronomiques ont toujours pour vocation d'être corrélées avec diverses variables comme les génotypes, le rendement végétal, le cycle de maturation d'une culture, etc..A terme, c'est l'efficacité de la correction proposée pour l'utilisation de ces mesures dans ces différents cas qui constituera sa vraie validation. Plus la corrélation entre les mesures obtenues après correction et les variables agronomiques sera importante, plus notre approche sera confortée.

En conclusion, la méthode proposée nous semble de nature à promouvoir l'imagerie hyperspectrale pour le phénotypage et l'agriculture de précision, puisqu'elle apporte une réponse pratique à un problème crucial de cette approche au champ. L'association de notre méthode au potentiel de l'imagerie hyperspectrale pourrait susciter le développement de nouvelles recherches qui contribueront à l'évolution des sciences agronomiques qui doivent faire face à plusieurs défis comme le respect de l'environnement, la réduction de l'usage des pesticides et le maintien de la qualité de production. Notre étude peut intéresser aussi d'autres domaines d'applications si on arrive à modéliser d'autres espaces perturbateurs répondant à de nouvelles problématiques.





# Bibliographie

- AL MAKDESSI, N. et al. (2017). “How plant structure impacts the biochemical leaf traits assessment from in-field hyperspectral images: A simulation study based on light propagation modeling in 3D virtual wheat scenes”. In : *Field Crops Research*.
- ANDERSSON, C. A. (1999). “Direct orthogonalization”. In : *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 47.1, p. 51–63.
- APELT, F. et al. (2015). “Phytyping4D: a light-field imaging system for non-invasive and accurate monitoring of spatio-temporal plant growth”. In : *The Plant Journal* 82.4, p. 693–706.
- ARAUS, J. L. et J. E. CAIRNS (2014). “Field high-throughput phenotyping: the new crop breeding frontier”. In : *Trends in plant science*.
- ASNER, G. P. et al. (2009). “Leaf chemical and spectral diversity in Australian tropical forests”. In : *Ecological applications*.
- ATZBERGER, C. et al. (2010). “Comparative analysis of three chemometric techniques for the spectroradiometric assessment of canopy chlorophyll content in winter wheat”. In : *Computers and Electronics in Agriculture*.
- BACOUR, C et al. (2002). “Design and analysis of numerical experiments to compare four canopy reflectance models”. In : *Remote Sensing of Environment*.
- BANNARI, A et al. (1995). “A review of vegetation indices”. In : *Remote sensing reviews*.
- BARET, F et al. (1988). “Complementarity of middle-infrared with visible and near-infrared reflectance for monitoring wheat canopies”. In : *Remote Sensing of Environment*.
- BARILLOT, R. et al. (2013). “How do variations of architectural parameters affect light partitioning within wheat-pea mixtures? A simulation study based on a virtual plant approach.” In : *FSPM2013 Proceedings*.
- BARNES, M. rJ (1993). “dhanoa and SJ lister,“correction of the description of standard normal variate (SnV) and detrend (dt) transformation in Practical Spectroscopy With Applications In Food And Beverage Analysis”. In : *J. Near Infrared Spectrosc* 1, p. 185–186.
- BARNES, R., M. S. DHANOA et S. J. LISTER (1989). “Standard normal variate transformation and de-trending of near-infrared diffuse reflectance spectra”. In : *Applied spectroscopy* 43.5, p. 772–777.
- BERGSTRÄSSER, S. et al. (2015). “HyperART: non-invasive quantification of leaf traits using hyperspectral absorption-reflectance-transmittance imaging”. In : *Plant methods* 11.1, p. 1.
- BLACKBURN, G. A. (2007). “Wavelet decomposition of hyperspectral data: a novel approach to quantifying pigment concentrations in vegetation”. In : *International Journal of Remote Sensing*.
- BLACKMER, T. et J. SCHEPERS (1995). “Use of a chlorophyll meter to monitor nitrogen status and schedule fertigation for corn”. In : *Journal of production agriculture*.
- BLACKMER, T. M., J. S. SCHEPERS et G. E. VARVEL (1994). “Light reflectance compared with other nitrogen stress measurements in corn leaves”. In : *Agronomy Journal*.
- BOCK, C. et al. (2010). “Plant disease severity estimated visually, by digital photography and image analysis, and by hyperspectral imaging”. In : *Critical Reviews in Plant Sciences* 29.2, p. 59–107.
- BOUSQUET, L. et al. (2005). “Leaf BRDF measurements and model for specular and diffuse components differentiation”. In : *Remote Sensing of Environment* 98.2, p. 201–211.

- BOWYER, P et F. DANSON (2004). "Sensitivity of spectral reflectance to variation in live fuel moisture content at leaf and canopy level". In : *Remote Sensing of Environment* 92.3, p. 297–308.
- BROGE, N. H. et J. V. MORTENSEN (2002). "Deriving green crop area index and canopy chlorophyll density of winter wheat from spectral reflectance data". In : *Remote sensing of environment*.
- BUCKSCH, A. et al. (2014). "Image-based high-throughput field phenotyping of crop roots". In : *Plant Physiology* 166.2, p. 470–486.
- CHELLE, M. (2006). "Could plant leaves be treated as Lambertian surfaces in dense crop canopies to estimate light absorption?" In : *Ecological Modelling*.
- CHELLE, M. et B. ANDRIEU (1998). "The nested radiosity model for the distribution of light within plant canopies". In : *Ecological Modelling*.
- CHELLE, M., J. HANAN et H. AUTRET (2004). "Lighting virtual crops: the CARIBU solution for open L-systems". In : *4th international workshop on functional-structural plant models. Montpellier, France: UMR AMAP*.
- CHELLE, M. et al. (2007). "Simulation of the three-dimensional distribution of the red: far-red ratio within crop canopies". In : *New Phytologist*.
- CHEN, X., L. B. HUTLEY et D. EAMUS (2003). "Carbon balance of a tropical savanna of northern Australia". In : *Oecologia*.
- CICI, S et al. (2005). "Using L-systems to simulate chickpea cultivars and their shading abilities". In : *MODSIM 2005 International congress on modelling and simulation, Melbourne*.
- COMAR, A. et al. (2012). "Wheat leaf bidirectional reflectance measurements: Description and quantification of the volume, specular and hot-spot scattering features". In : *Remote Sensing of Environment* 121, p. 26–35.
- COMBAL, B et al. (2003). "Retrieval of canopy biophysical variables from bidirectional reflectance: Using prior information to solve the ill-posed inverse problem". In : *Remote sensing of environment*.
- COMBAL, B. (1999). "Contribution a l'analyse du probleme inverse. Estimation des caracteristiques du couvert vegetal a partir de mesures de teledetection". Thèse de doct. Clermont Ferrand 2.
- COMBAL, B., F. BARET et M. WEISS (2002). "Improving canopy variables estimation from remote sensing data by exploiting ancillary information. Case study on sugar beet canopies". In : *Agronomie* 22.
- CONEJO, E., J.-P. FRANGI et G. DE ROSNY (2010). "Biophotonic in situ sensor for plant leaves". In : *Applied optics* 49.10, p. 1687–1697.
- DE WITT, C. (1965). "Photosynthesis of leaf canopies". In : *Centre for Agricultural Publishing and Documentation*.
- DECHANT, B. et al. (2017). "Estimation of photosynthesis traits from leaf reflectance spectra: Correlation to nitrogen content as the dominant mechanism". In : *Remote Sensing of Environment* 196, p. 279–292.
- DI VITTORIO, A. V. (2009). "Enhancing a leaf radiative transfer model to estimate concentrations and in vivo specific absorption coefficients of total carotenoids and chlorophylls a and b from single-needle reflectance and transmittance". In : *Remote Sensing of Environment*.
- DORIGO, W. A. et al. (2007). "A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling". In : *International journal of applied earth observation and geoinformation*.
- DUMAS, J. (1831). "Procédés de l'analyse organique". In : *Annales des Chimie et des Physique* 2.
- DUTHOIT, S. (2006). "Prise en compte de l'agrégation des cultures dans la simulation du transfert radiatif: importance pour l'estimation de l'indice foliaire (LAI), de la parcelle au paysage". Thèse de doct. Université Paul Sabatier-Toulouse III.
- ECARNOT, M., F. COMPAN et P. ROUMET (2013). "Assessing leaf nitrogen content and leaf mass per unit area of wheat in the field throughout plant cycle with a portable spectrometer". In : *Field Crops Research*.

- EVANS, J. R. et J. R. SEEMANN (1989). "The allocation of protein nitrogen in the photosynthetic apparatus: costs, consequences, and control". In : *Photosynthesis*, p. 183–205.
- EVERS, J. B. et al. (2007). "Simulating the effects of localized red: far-red ratio on tillering in spring wheat (*Triticum aestivum*) using a three-dimensional virtual plant model". In : *New Phytologist*.
- FABER, K. et B. R. KOWALSKI (1997). "Propagation of measurement errors for the validation of predictions obtained by principal component regression and partial least squares". In : *Journal of chemometrics* 11.3, p. 181–238.
- FAN, L.-y. et al. (2009). "Investigating the relationship between NDVI and LAI in semi-arid grassland in Inner Mongolia using in-situ measurements". In : *Theoretical and applied climatology*.
- FEARN, T. (2000). "On orthogonal signal correction". In : *Chemometrics and intelligent laboratory systems* 50.1, p. 47–52.
- FERET, J.-B. et al. (2008a). "PROSPECT-4 and 5: Advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments". In : *Remote Sensing of Environment*.
- FERET, J.-B. et al. (2008b). "PROSPECT-4 and 5: Advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments". In : *Remote sensing of environment*.
- FILELLA, I et J. PENUELAS (1994). "The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status." In : *International Journal of Remote Sensing*.
- FOURNIER, C et al. (2003). "ADEL-wheat: a 3D architectural model of wheat development". In : *Plant Growth Modeling and Applications (eds B.-G. Hu & M. Jaeger)*.
- FOX, R. et al. (1992). "Predicting N fertilizer needs for corn in humid regions: Advances in the Mid-Atlantic States". In : *Predicting N Fertilizer Needs for Corn in Humid Regions*.
- FRITSCHI, F. et J. RAY (2007). "Soybean leaf nitrogen, chlorophyll content, and chlorophyll a/b ratio". In : *Photosynthetica* 45.1, p. 92–98.
- GARNIER, E. et al. (2004). "Plant functional markers capture ecosystem properties during secondary succession". In : *Ecology* 85.9, p. 2630–2637.
- GENDRIN, C, Y ROGGO et C COLLET (2008). "Pharmaceutical applications of vibrational chemical imaging and chemometrics: a review". In : *Journal of pharmaceutical and biomedical analysis* 48.3, p. 533–553.
- GOEL, N. S. et D. E. STREBEL (1983). "Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables. I. Problem definition and initial results using the Suits model". In : *Remote Sensing of Environment*.
- GOWEN, A. A. et al. (2015). "Recent applications of hyperspectral imaging in microbiology". In : *Talanta* 137, p. 43–54.
- GUYOT, G (1995). "La réflectance des couverts végétaux". In : *Photo interprétation*.
- HADOUX, X. et al. (2015). "DROP-D: dimension reduction by orthogonal projection for discrimination". In : *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 146, p. 221–231.
- HANSEN, P. W. (2001). "Pre-processing method minimizing the need for reference analyses". In : *Journal of Chemometrics* 15.2, p. 123–131.
- HANSEN, P. et J. SCHJOERRING (2003). "Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression". In : *Remote sensing of environment*.
- HIDEMA, J. et al. (1991). "Photosynthetic characteristics of rice leaves aged under different irradiances from full expansion through senescence". In : *Plant Physiology* 97.4, p. 1287–1293.
- HÖSKULDSSON, A. (2001). "Variable and subset selection in PLS regression". In : *Chemometrics and intelligent laboratory systems* 55.1, p. 23–38.
- HUETE, A., R. JACKSON et D. POST (1985). "Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds". In : *Remote sensing of environment*.
- JACQUEMOUD, S et F BARET (1990). "PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra". In : *Remote sensing of environment*.

- JACQUEMOUD, S. et al. (2009). “PROSPECT+ SAIL models: A review of use for vegetation characterization”. In : *Remote sensing of environment*.
- JAY, S. et al. (2016). “A physically-based model for retrieving foliar biochemistry and leaf orientation using close-range imaging spectroscopy”. In : *Remote Sensing of Environment*.
- JIE, W. et al. (2014). “Determination of nitrogen concentration in fresh pear leaves by visible/near-infrared reflectance spectroscopy”. In : *Agronomy Journal* 106.5, p. 1867–1872.
- KAUFMAN, Y. J. et D. TANRE (1992). “Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS”. In : *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*.
- KIMES, D. et J. KIRCHNER (1982). “Radiative transfer model for heterogeneous 3-D scenes”. In : *Applied optics*.
- KOETZ, B. et al. (2005). “Use of coupled canopy structure dynamic and radiative transfer models to estimate biophysical canopy characteristics”. In : *Remote Sensing of Environment*.
- KUBELKA, P. et F. MUNK (1931). “An article on optics of paint layers”. In : *Z. Tech. Phys.*
- KUSKA, M. et al. (2015). “Hyperspectral phenotyping on the microscopic scale: towards automated characterization of plant-pathogen interactions”. In : *Plant methods* 11.1, p. 28.
- LANDIER, L. et al. (2015). “Modeling parameters and remote sensing acquisition of urban canopies”. In : *ICUC9-9th International Conference on Urban Climate jointly with 12th Symposium on the Urban*.
- LEE, W., S. W. SEARCY et T. KATAOKA (1999). “Assessing nitrogen stress in corn varieties of varying color”. In : *ASAE Annual International Meeting*.
- MAHLEIN, A.-K. et al. (2012). “Hyperspectral imaging for small-scale analysis of symptoms caused by different sugar beet diseases”. In : *Plant methods* 8.1, p. 3.
- MARTENS, H et T NÆS (1989). “Multivariate calibration: A user-friendly guide to multivariate calibration and classification”. In : *John Wiley y & Sons, New York*.
- MENG, J. et al. (2010). “Evaluating the Effect of Multiple Scattering on Interception of Photosynthetically Active Radiation at Organ Scale Within Maize Canopy”. In : *Sensor Letters*.
- MISHRA, P. et al. (2015). “Detection and quantification of peanut traces in wheat flour by near infrared hyperspectral imaging spectroscopy using principal-component analysis”. In : *Journal of Near Infrared Spectroscopy* 23.1, p. 15–22.
- MISHRA, P. et al. (2016). “Application of independent components analysis with the JADE algorithm and NIR hyperspectral imaging for revealing food adulteration”. In : *Journal of Food Engineering* 168, p. 7–15.
- MONTES, J. M., A. E. MELCHINGER et J. C. REIF (2007). “Novel throughput phenotyping platforms in plant genetic studies”. In : *Trends in plant science* 12.10, p. 433–436.
- PENUELAS, J. et al. (1993). “Assessing community type, plant biomass, pigment composition, and photosynthetic efficiency of aquatic vegetation from spectral reflectance”. In : *Remote Sensing of Environment*.
- PERRIN, F. (1926). “Polarisation de la lumière de fluorescence. Vie moyenne des molécules dans l'état excité”. In : *J. phys. radium*.
- PRADAL, C. et al. (2008). “OpenAlea: a visual programming and component-based software platform for plant modelling”. In : *Functional plant biology*.
- ROGER, J.-M., F. CHAUCHARD et V. BELLON-MAUREL (2003). “EPO-PLS external parameter orthogonalisation of PLS application to temperature-independent measurement of sugar content of intact fruits”. In : *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 66.2, p. 191–204.
- ROUSE JR, J. et al. (1974). “Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS”. In :
- SARLIKIOTI, V, P. DE VISSER et L. MARCELIS (2011). “Exploring the spatial distribution of light interception and photosynthesis of canopies by means of a functional-structural plant model”. In : *Annals of Botany*.

- SAVITZKY, A. et M. J. GOLAY (1964). "Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures." In : *Analytical chemistry*.
- SCHEPERS, J. et al. (1992). "Comparison of corn leaf nitrogen concentration and chlorophyll meter readings". In : *Communications in Soil Science & Plant Analysis*.
- SERBIN, S. P. et al. (2011). "Leaf optical properties reflect variation in photosynthetic metabolism and its sensitivity to temperature". In : *Journal of Experimental Botany* 63.1, p. 489–502.
- SMEAL, D et H ZHANG (1994). "Chlorophyll meter evaluation for nitrogen management in corn". In : *Communications in Soil Science & Plant Analysis*.
- STANDARDS, U. S.N. B. of et F. E. NICODEMUS (1977). *Geometrical considerations and nomenclature for reflectance*. T. 160. US Department of Commerce, National Bureau of Standards.
- TRYGG, J. et S. WOLD (2002). "Orthogonal projections to latent structures (O-PLS)". In : *Journal of chemometrics* 16.3, p. 119–128.
- TUCKER, C. J. (1979). "Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation". In : *Remote sensing of Environment*.
- UCHINO, H. et al. (2013). "Calibrating chlorophyll meter (SPAD-502) reading by specific leaf area for estimating leaf nitrogen concentration in sweet sorghum". In : *Journal of plant nutrition* 36.10, p. 1640–1646.
- USTIN, S. L. et J. A. GAMON (2010). "Remote sensing of plant functional types". In : *New Phytologist* 186.4, p. 795–816.
- VERHOEF, W. et H. BACH (2003). "Simulation of hyperspectral and directional radiance images using coupled biophysical and atmospheric radiative transfer models". In : *Remote Sensing of Environment*.
- VERHOEF, W. (1984). "Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: the SAIL model". In : *Remote sensing of environment*.
- VIGNEAU, N. et al. (2011). "Potential of field hyperspectral imaging as a non destructive method to assess leaf nitrogen content in Wheat". In : *Field Crops Research*.
- WATSON, D. (1958). "The dependence of net assimilation rate on leaf-area index". In : *Annals of Botany*.
- WEISS, M. (1998). "Développement d'un algorithme de suivi de la végétation à large échelle". Thèse de doct. Université Nice Sophia Antipolis.
- WEISS, M. et F. BARET (2011). "fAPAR (fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation) estimates at various scale". In : *34 th International Symposium on Remote Sensing of Environment*.
- WEISS, M. et al. (2000). "Investigation of a model inversion technique to estimate canopy biophysical variables from spectral and directional reflectance data". In : *Agronomie*.
- WIDLÓWSKI, J.-L. et al. (2007). "Third Radiation Transfer Model Intercomparison (RAMI) exercise: Documenting progress in canopy reflectance models". In : *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*.
- WIECHERS, D., K. KAHLEN et H. STÜTZEL (2011). "Evaluation of a radiosity based light model for greenhouse cucumber canopies". In : *Agricultural and Forest Meteorology*.
- WOLD, H. (1982). "Soft modelling: the basic design and some extensions". In : *Systems under indirect observation, Part II*.
- (1985). "Partial least squares". In : *Encyclopedia of statistical sciences*.
- WOLD, S. et al. (1998). "Orthogonal signal correction of near-infrared spectra". In : *Chemometrics and Intelligent laboratory systems* 44.1, p. 175–185.
- WU, D. et D.-W. SUN (2013). "Advanced applications of hyperspectral imaging technology for food quality and safety analysis and assessment: A review—Part II: Applications". In : *Innovative Food Science & Emerging Technologies* 19, p. 15–28.
- ZOLKOS, S., S. GOETZ et R. DUBAYAH (2013). "A meta-analysis of terrestrial aboveground biomass estimation using lidar remote sensing". In : *Remote Sensing of Environment*.

