

**ÉTUDE DE L'ARCHITECTURE DE CANOPÉES DE FROMENT
D'HIVER ET D'ORGE DE PRINTEMPS PAR IMAGERIE
STÉRÉOSCOPIQUE**

SÉBASTIEN DANDRIFOSSE

**TRAVAIL DE FIN D'ÉTUDES PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE
MASTER BIOINGÉNIEUR EN SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE L'ENVIRONNEMENT**

ANNÉE ACADÉMIQUE 2017-2018

PROMOTEUR: BENOIT MERCATORIS

« Toute reproduction du présent document, par quelque procédé que ce soit, ne peut être réalisée qu'avec l'autorisation de l'auteur et de l'autorité académique de Gembloux Agro-Bio Tech »

« Le présent document n'engage que son auteur. »

**ÉTUDE DE L'ARCHITECTURE DE CANOPÉES DE FROMENT
D'HIVER ET D'ORGE DE PRINTEMPS PAR IMAGERIE
STÉRÉOSCOPIQUE**

SÉBASTIEN DANDRIFOSSE

**TRAVAIL DE FIN D'ÉTUDES PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE
MASTER BIOINGÉNIEUR EN SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE L'ENVIRONNEMENT**

ANNÉE ACADÉMIQUE 2017-2018

PROMOTEUR: BENOIT MERCATORIS

Remerciements

Ce travail a été réalisé au sein du laboratoire de mécanique appliquée aux agro-biosystèmes de Gembloux Agro-Bio Tech en collaboration avec l'unité de phytotechnie tempérée et la ferme expérimentale.

Je souhaite remercier mon promoteur, Benoit Mercatoris, pour m'avoir encadré tout au long de ce projet, Arnaud Bouvry et Vincent Leemans pour leurs conseils de qualité, Benjamin Dumont pour m'avoir fait découvrir les essais en champ, Françoise Thys pour son soutien dans le collage de feuilles, Jean-François Willaert, Rudy Scharz et Alwin Naiken pour leur aide, ainsi que l'ensemble du personnel de la ferme expérimentale pour leur accueil.

Je tiens également à remercier tout particulièrement mon compagnon de terrain, Romain Bebronne, pour toutes ces heures passées dans les champs.

Je remercie Justine Plum pour sa relecture attentive, et tous les autres Tfistes avec qui j'ai partagé mes journées de travail : Martin Vanrykel, Maxime Buyck, Joanna Cozier, Nassim Daher, Gauthier Renard et Martin Colla.

Je remercie toutes les personnes qui m'ont permis de m'épanouir à Gembloux au cours de ces cinq années, notamment les habitants du kot "Blokker" pour la dose de bonne humeur quotidienne au cours de cette dernière année.

Enfin, je remercie ma famille pour m'avoir soutenu tout au long de mes études.

Résumé

Le phénotypage des cultures est un enjeu important pour sélectionner les variétés et traitements les plus adaptés pour augmenter les rendements tout en réduisant les impacts environnementaux et en s'adaptant aux changements climatiques. Au contraire des mesures manuelles, le phénotypage haut débit par imagerie a le potentiel de caractériser rapidement une grande surface de cultures. Le but de ce travail est de déterminer la capacité d'un système de vision 3D stéréoscopique à caractériser l'architecture de canopées de froment d'hiver et d'orge de printemps. Les traits d'intérêts sont l'indice de surface foliaire "Leaf Area Index" (LAI), l'angle moyen des feuilles "Mean Tilt angle" (MTA), la hauteur des plants, la biomasse aérienne, le stade de développement et le nombre et la longueur des épis.

Les images ont été acquises dans deux champs (situés en Belgique à Lonzée et à Gembloux) dans le cadre d'essais de fertilisation azotée afin d'étudier des architectures contrastées. Le traitement de ces images inclut la segmentation sol-plante, la construction d'une carte de profondeur et le calcul des traits d'intérêt sur base des informations de profondeur, couleur et texture des images. Aussi bien des méthodes de calculs innovantes que des méthodes basées sur la littérature ont été implémentées.

La stéréoscopie s'est révélée capable de mesurer les traits d'intérêt et de détecter des différences entre les traitements azotés. Les erreurs de mesure commises ont été quantifiées et comparées à celles rencontrées dans la littérature.

Enfin, des améliorations de la méthode ont été proposées. Les perspectives dégagées par ce travail sont nombreuses, entre autres : étude des traits concernés en réponse à des stress biotiques ou abiotiques, extension de la méthode à d'autres traits ou cultures et combinaison des caméras stéréoscopiques avec d'autres capteurs.

Mots clés

Stéréoscopie - froment d'hiver - orge de printemps - architecture - LAI - MTA - hauteur - biomasse - épis - fumure azotée

Abstract

In-field crop phenotyping is an important stake to select the most suitable varieties and treatments to increase yields while reducing environmental impacts and dealing with climate changes. High throughput phenotyping has the potential to characterize wide crop areas quicker than manual measurements. This study aims to determine the capacity of 3D stereovision to characterize the architecture of two important crops : winter wheat and spring barley. Studied traits are leaf area index (LAI), mean tilt angle (MTA), plant and spike heights, above ground biomass and development stage as well as the number and the mean length of spikes.

Images have been taken from two different fields (Lonzée and Gembloux, Belgium) dedicated to agronomic experiments. The fields were divided into several micro-plots, fertilized with different amounts of nitrogen so that their architectures were different. Image processing included leaves segmentation through support vector machines, distance map building and traits computation thanks to depth, color and texture information. Both brand new and literature-based computation methods have been developed.

Stereovision has been proven efficient to estimate the targeted traits and to detect differences between nitrogen treatments. Errors have been quantified and compared with values from literature.

Finally, improvements of the method have been proposed. Perspectives include study of the response of the targeted traits to biotic and abiotic stresses as well as extending the method to other traits or crops and combining stereo cameras with other sensors.

Key words

Stereovision - winter wheat - spring barley - architecture - Leaf Area Index - Mean Tilt Angle - height - biomass - spike - nitrogen

Table des matières

I. Introduction.....	1
II. Etat de l'art.....	3
1 Plan.....	3
2 Céréales étudiées et leur importance	3
2.1 Le froment d'hiver	3
2.2 L'orge de printemps	4
2.3 Stades de développement	4
2.4 Elaboration du rendement des cultures céréalières.....	5
3 Plateformes et véhicules de phénotypage de culture	5
4 Notions fondamentales d'imagerie	6
4.1 Lumière, image et caméra	6
4.2 Les capteurs.....	8
4.3 Image couleur.....	8
4.4 Imagerie multispectrale	9
4.5 Imagerie hyperspectrale.....	9
5 Imagerie 3D.....	10
5.1 Capteurs actifs: LiDAR et RaDAR	10
5.2 Stéréoscopie binoculaire.....	10
5.3 Autres méthodes de stéréoscopie et vues multiples.....	14
5.4 Imagerie tomographique.....	16
6 Segmentation de la canopée	16
6.1 Objectif de la segmentation	16
6.2 Seuillage	16
6.3 Indices de végétation	17
6.4 Utilisation d'autres espaces chromatiques	17
6.5 Segmentation sur base de la distance	17
6.6 Apprentissage automatique	18
7 Principaux traits géométriques étudiés par imagerie.....	18
7.1 Taux de couverture et indice de surface foliaire.....	18
7.2 Inclinaison foliaire.....	19
7.3 Hauteur des plants	20

7.4	Nombre de talles.....	20
7.5	Diamètre des tiges	20
7.6	Nombre d'épis.....	21
7.7	Morphologie des épis	22
7.8	Nombre et taille des grains	22
7.9	Détection de stades de développement.....	22
III.	Objectifs	23
IV.	Matériel et méthodes	24
1	Description des parcelles d'expérimentation	24
1.1	Site de Lonzée	24
1.2	Site de Gembloux	24
2	Mesures de référence.....	25
2.1	Mesures de référence et protocoles	25
2.2	Liste des mesures réalisées (lieu et date).....	25
3	Acquisition des images.....	26
3.1	Description du dispositif d'acquisition d'images	26
3.2	Etalonnage des caméras stéréoscopiques	28
4	Traitement des images.....	29
4.1	Construction d'une carte de disparité.....	29
4.2	Segmentation.....	31
4.3	Calcul du taux de couverture, du LAI et du MTA en vue nadir.....	34
4.4	Calcul du LAI pour la vue avec un angle zénithal de 30 degrés	36
4.5	Filtres et réduction du nombre de pixels	37
4.6	Mesure de la hauteur des plants par vue nadir.....	37
4.7	Détection et comptage des épis	39
4.8	Longueur des épis.....	41
5	Analyses statistiques.....	42
5.1	Analyse de la variance et structuration des moyennes	42
5.2	Régression linéaire	43
5.3	Régression multiple et sélection de variables.....	43
6	Détection du stade de développement par apprentissage supervisé	43
6.1	Apprentissage supervisé.....	43
6.2	Rappel théorique : réseau de neurones	44

6.3	Forêt aléatoire.....	45
V.	Résultats et discussion.....	46
1	Détermination du LAI par vue nadir	46
1.1	Estimation de l'erreur en laboratoire.....	46
1.2	Comparaison entre le LAI mesuré par imagerie et les mesures de référence en champs.....	48
1.3	Comparaison des différentes modalités d'apport d'azote.....	50
1.4	Sources de variabilité	52
1.5	Intérêt de la mesure 3D du LAI en vue nadir par apport à l'utilisation du taux de couverture 53	
2	Détermination du LAI pour la vue avec un angle zénithal de 30 degrés.....	53
2.1	Comparaison des performances par rapport à la vue nadir	53
2.2	Combinaison des vues nadir et 30 degrés.....	53
3	Détermination des angles de feuilles par vue nadir	54
3.1	Estimation de l'erreur en laboratoire.....	54
3.2	Angles moyens obtenus en champ	54
4	Mesures de hauteur en vue nadir	58
4.1	Hauteur de canopée avant l'épiaison.....	58
4.2	Hauteur des épis	59
5	Estimation de la biomasse	61
6	Détermination du stade de développement.....	62
7	Comptage des épis.....	64
7.1	Performances de la méthode.....	64
7.2	Comparaison de la densité d'épis des différentes modalités d'apport d'azote.....	65
8	Longueur des épis.....	66
9	Considérations sur les limites du travail.....	67
9.1	Nombre et qualité des mesures de référence	67
9.2	Position des caméras	67
9.3	Algorithme de mise en correspondance utilisé.....	67
9.4	Sensibilité aux paramètres.....	67
9.5	Effet des maladies fongiques.....	68
VI.	Conclusion.....	69
VII.	Perspectives	70
VIII.	Bibliographie	72

Liste des figures

Figure 1 : Illustration des stades principaux de développement en céréales	5
Figure 2 : Relation entre couleur et longueur d'onde λ pour la fraction du spectre électromagnétique correspondant à la lumière visible.....	6
Figure 3 : Acquisition d'une image.....	7
Figure 4 : Espace RGB.....	9
Figure 5 : Systèmes de coordonnées des deux caméras	10
Figure 6 : Systèmes stéréoscopiques rectifiés et non rectifiés.....	11
Figure 7 : Mise en correspondance par corrélation.	12
Figure 8 : Transformée de Census.....	13
Figure 9 : Triangulation.....	14
Figure 10 : Réflectance de la végétation et du sol.....	16
Figure 11 : Photographie du dispositif d'acquisition	26
Figure 12 : Schéma du dispositif d'acquisition.....	27
Figure 13 : Position des caméras (X et Y) et orientations du damier	28
Figure 14 : Reprojection des points.....	28
Figure 15 : Aperçu des images après rectification..	29
Figure 16 : Détermination de l'ordre de grandeur de la disparité maximale sur base d'une image anaglyphe	30
Figure 17 : Tests sur le Middlebury data set.	31
Figure 18 : Plan de séparation et marge dans un espace à deux dimensions.....	31
Figure 19 : Redescription dans un espace de dimension supérieure	32
Figure 20 : Matrice de confusion pour le jeu de validation de la segmentation sol-plantes.....	33
Figure 21 : Images de référence	33
Figure 22 : Segmentation sol-plante.....	34
Figure 24 : Carte de hauteur	34
Figure 25 : Ajustement d'un plan sur le nuage de points d'une zone échantillonnée	36
Figure 26 : Illustration de la méthode par échantillonnage.	36
Figure 27 : Carte de profondeur	37
Figure 28 : Illustration de la différence de distance caméra-sol entre des micro-parcelles différentes	38
Figure 29 : Illustrations des problèmes de non perpendicularité entre la caméra nadir et le sol.....	38
Figure 30 : Segmentation d'une image avec épis.....	40
Figure 31 : Matrice de confusion pour le jeu de validation de la segmentation sol-feuilles-épis.	40

Figure 32 : Détection du recouvrement entre deux épis	41
Figure 33 : Epis étudiés.....	41
Figure 34 : Segmentation 3D Tige - Epi.....	42
Figure 35 : Prédicteurs liés au squelette	44
Figure 36 : Schéma d'un réseau de neurones à une couche cachée et une sortie.....	44
Figure 37 : Principe de fonctionnement d'une forêt aléatoire.....	45
Figure 38 : Exactitude et précision.....	46
Figure 39 : Explication de l'effet escalier	47
Figure 40 : Illustration de l'effet de la taille de l'image sur la surestimation d'une surface.....	47
Figure 41 : Comparaison des régressions exponentielles du LAI mesuré en vue nadir par rapport au LAI de référence et par micro-parcelle pour les données de 2018 (Lonzée) et 2013.....	49
Figure 42 : Exemples de graphes d'interaction entre le facteur fumure et le facteur bloc.....	51
Figure 43 : Mesures de l'angles moyen des feuilles par vision stéréoscopique pour la culture de froment d'hiver de Lonzée.....	56
Figure 44 : Mesures de l'angles moyen des feuilles par vision stéréoscopique pour la culture d'orge de printemps de Gembloux	57
Figure 45 : Comparaison entre les hauteurs de référence et les mesures par stéréoscopie pour un même bloc le 25 mai	59
Figure 46 : Régression pour estimer la hauteur des épis par rapport au sol.....	59
Figure 47 : Hauteur des épis pour différentes modalités de fumure, le 5 juin pour le froment d'hiver .	60
Figure 48 : Evolution de la biomasse (mesure de référence) pour les sites de Lonzée et Gembloux ...	61
Figure 49 : Matrice de corrélation pour la biomasse aérienne sèche et ses prédicteurs	61
Figure 50 : Moyennes des importances relatives des prédicteurs pour 100 entraînements du classificateur forêt aléatoire.....	64
Figure 51 : Problème de segmentation dû à la saturation et à la faible hauteur des épis.....	65
Figure 52 : Densité d'épis selon la fumure reçue pour le site de Lonzée.	66

Liste des tableaux

Tableau 1 : Modalités d'apport d'azote étudiées sur le site de Lonzée.	24
Tableau 2 : Modalités d'apport d'azote sur le site de Gembloux.	25
Tableau 3: Liste des mesures.....	26
Tableau 4 : Combinaison de 3 SVM binaires.....	32
Tableau 5: Erreurs sur la mesure du LAI par la méthode des triangles.....	46
Tableau 6: Ecart type résiduel (σ) et R^2 des régressions exponentielles pour estimer le LAI. Comparaison des méthodes avec ou sans application d'un filtre médian 10 x 10 et modification de taille d'image avec les résultats de 2013.....	48
Tableau 7 : Analyse de la variance sur le LAI mesuré pour différentes modalités d'apport d'azote sur le site de Lonzée.....	51
Tableau 8 : Analyse de la variance sur le LAI mesuré pour différentes modalités d'apport d'azote sur le site de Gembloux.....	51
Tableau 9 : Etude de la variabilité dans la mesure du LAI.....	52
Tableau 10 : Erreur moyenne sur la mesure de l'angle moyen, comparaison entre la méthode des triangles et celle de l'échantillonnage pour différentes tailles d'image et filtres.....	54
Tableau 11 : Abréviations des Tableaux 12, 13 et de la Figure 49	62
Tableau 12 : Exactitude (%) de la classification des images selon 4 dates d'acquisition à Lonzée	62
Tableau 13 : Exactitude (%) de la classification des images selon 5 dates d'acquisition à Gembloux .	63

Liste des abréviations

CCD	Charged Coupled Device - <i>Capteur lumineux</i>
CMOS	Complementary Metal Oxide Semiconductor - <i>Capteur lumineux</i>
CNSW	Carte Numérique des Sols de Wallonie
ECOC	Error Correcting Output Codes - <i>Méthode de combinaison de sorties de SVM</i>
HSI	Hue Saturation Intensity - <i>Espace de couleur</i>
IRM	Imagerie par Résonnance Magnétique
JPG	Joint Photographic Group - <i>Format d'image</i>
JPEG	Joint Photographic Experts Group - <i>Format d'image</i>
LAI	Leaf Area Index - <i>Indice de surface foliaire</i>
LiDAR	Light Detection And Ranging - <i>Capteur actif pour mesure de distance</i>
MTA	Mean Tilt Angle - <i>Angle moyen des feuilles par rapport à l'horizontale</i>
MVS	Multi-View Stereo - <i>Méthode de vision 3D</i>
OGTR	Office of the Gene Technology Regulator - <i>Institution administrative</i>
PET	Positron Emission Tomography - <i>Méthode de tomographie</i>
PNG	Portable Network Graphics - <i>Format d'image</i>
RaDAR	Radio Detection And Ranging - <i>Capteur actif pour mesure de distance</i>
RGB	Red Green Blue - <i>Espace de couleur</i>
SfM	Structure from Motion - <i>Méthode de vision 3D</i>
SVM	Séparateur à Vastes Marges
TIFF	Tagged Image File Format - <i>Format d'image</i>
VSLAM	Visual Simultaneous Localization And Mapping - <i>Méthode de vision 3D</i>

I. Introduction

Dans un contexte d'augmentation de la population mondiale, l'agriculture traditionnelle doit répondre au défi d'améliorer les rendements tout en diminuant la quantité d'intrants utilisés (engrais, pesticides,...) pour réduire les frais des agriculteurs et minimiser les impacts sur l'environnement. De plus, les changements climatiques sont susceptibles d'induire des événements climatiques extrêmes, exposant les cultures à des stress abiotiques mais aussi potentiellement biotiques (impact du climat sur les cycles de vie des ravageurs, apparition de nouveaux ravageurs,...). Les consommateurs, soucieux d'augmenter la qualité de leur alimentation, ont également de nouvelles exigences, telles que la production d'un blé avec un taux défini de protéines (Le Stum et al., 2017).

Afin de sélectionner les variétés les plus aptes à remplir ces attentes tout en résistant aux changements environnementaux, il est nécessaire de se doter d'outils performants pour étudier la dynamique de croissance des végétaux dans leur environnement. Il s'agit de caractériser l'évolution phénotypique d'un génotype en réponse à une gamme de changements environnementaux ou d'itinéraires phytotechniques (Tardieu et al., 2017).

Alors que les avancées technologiques permettent à l'heure actuelle le séquençage haut débit de génotypes, les méthodes dites traditionnelles de phénotypage (comptage manuel d'épis, mesures manuelles de surface foliaire, dosage de l'azote foliaire en laboratoire,...) sont souvent lentes, destructives et nécessitent beaucoup de main d'œuvre (Naito et al., 2017). Le développement des capteurs, de la robotique et des méthodes de traitement de l'information permettent maintenant de caractériser automatiquement et très rapidement un grand nombre de plantes à l'aide de techniques d'imagerie (Le Stum et al., 2017). Ces méthodes sont généralement non destructives et offrent un phénotypage haut-débit des plantes, qui est une thématique de recherche en plein développement à l'échelle internationale (Fahlgren et al., 2015). Un défi majeur lié à cette approche est de convertir la grande quantité d'informations en connaissance utile (Tardieu et al., 2017).

Le phénotypage de plantes en pot ou d'organes spécifiques isolés du reste de la plante est déjà bien développé car, dans un environnement maîtrisé et sur de tels objets isolés, il y a peu de contraintes pour le positionnement des capteurs. Ceux-ci peuvent observer l'objet d'intérêt dans la position souhaitée et dans des conditions standardisées. Au contraire, le phénotypage en champ est compliqué par la densité de plants et les recouvrements entre eux ainsi que par les conditions naturelles telles que l'ensoleillement ou le vent. De nombreuses avancées sont encore à faire dans ce domaine, particulièrement important dans le cadre d'expérimentations agronomiques installées dans des champs d'essais. Ces champs sont spécialement divisés dans le but de tester des variétés ou traitements.

La diversité des méthodes d'imagerie et la richesse de l'information qu'elles enregistrent permettent d'étudier des traits à différentes échelles dans le champ : organe, individu, canopée, micro-parcelle. De plus, cette diversité de méthodes permet de s'intéresser à différents types de traits, par exemple l'étude de traits morphologiques par imagerie 3D, de traits physiologiques en fonction de la lumière réfléchiée par les feuilles dans certaines longueurs d'ondes ou encore de traits phénologiques par détection d'éléments indicateurs du développement. Cependant, leur plus grand avantage est surtout qu'un même capteur pourra fournir des images permettant de mesurer plusieurs traits simultanément.

Ce travail se focalise sur l'étude en champ d'essai de l'architecture de deux cultures céréalières de grande importance, le froment d'hiver, *Triticum aestivum* L., et l'orge de printemps, *Hordeum vulgare*

L., par imagerie stéréoscopique. Cette méthode d'imagerie a le potentiel d'étudier un grand nombre de traits car elle combine les informations contenues dans une image couleur avec une information de distance. De plus, les caméras stéréoscopiques sont économiquement accessibles et permettent d'acquérir des images dans des conditions d'ensoleillement variées en quelques secondes.

Le Chapitre II de ce travail vise à introduire les notions utilisées et faire l'état des connaissances dans le domaine de recherche. Les objectifs du travail sont ensuite explicités dans le Chapitre III. Après cela, le Chapitre IV présente l'expérimentation et les méthodes utilisées pour mesurer les différents traits architecturaux d'intérêt. Les résultats de ces mesures sont présentés et discutés dans le Chapitre V. Enfin, les chapitres VI et VII sont respectivement une conclusion du travail et une présentation des perspectives dégagées par celui-ci.

II. Etat de l'art

1 Plan

Cet état de l'art commence par la description des deux cultures d'intérêt (Section 2) avant d'aborder les vecteurs de phénotypage haut débit existants (Section 3). Les notions fondamentales d'imagerie sont ensuite posées (Section 4). Les différentes techniques d'imagerie 3D utilisées en agriculture sont détaillées, avec un focus particulier sur la méthode stéréoscopique et ses variantes (Section 5). Après cela est proposé un état de l'art des méthodes de segmentation sol-plante (Section 6), étape cruciale du traitement d'images. Enfin, un état de l'art des principaux paramètres architecturaux étudiés par imagerie permet de situer ce travail dans son domaine de recherches (Section 7).

2 Céréales étudiées et leur importance

2.1 Le froment d'hiver

Le froment d'hiver, *Triticum aestivum* L., est une monocotylédone hexaploïde annuelle de la famille des Poaceae originaire du Proche-Orient. Cette céréale est actuellement la première source d'alimentation humaine de la planète (Le Stum et al., 2017). Sa culture occupe plus de 220 millions d'hectares à l'échelle du globe. Les principaux producteurs sont l'Inde, les pays européens, la Chine, la Russie et les Etats Unis d'Amérique. Cependant, le froment d'hiver est cultivé sur tous les continents. Sa production annuelle est de plus de 700 millions de tonnes (Le Stum et al., 2017). Plus de 70% de la production sont dédiés à l'alimentation humaine, 20% sont utilisés pour l'alimentation animale, 5% dans l'industrie agro-alimentaire (gluten, amidon, alcool,...) ou dans des industries spécifiques (cosmétiques, plastiques biodégradables,...). Enfin, le reste de la production est employé pour la multiplication des cultures (Le Stum et al., 2017).

Une gamme très large de variétés est disponible. Les critères utilisés pour les comparer sont notamment le rendement en grains, le rendement en pailles, la résistance aux maladies, la résistance à la verse, la teneur en protéines, la précocité à la maturité et la précocité à l'épiaison. Les variétés précoces permettent entre autres d'étaler la récolte alors que les variétés tardives ont un plus haut potentiel de rendement (Livre blanc, 2016). Il convient de s'intéresser à la stabilité de ces paramètres dans le temps et donc de les évaluer sur une base pluriannuelle.

D'un point de vue biologique, la plante présente un plateau de tallage dont les bourgeons donnent naissance à des tiges appelées chaumes. Chaque tige présente trois ou quatre feuilles alternes et entre cinq et sept nœuds. Chaque chaume produit une inflorescence en épis d'épillets. Chaque épillet, entouré de bractées appelées glumes, contient deux à cinq fleurs, chacune enveloppée par deux glumelles, pouvant présenter une arête appelée barbe. Une fleur possède trois étamines, un ovaire et deux styles prolongés d'un stigmatte plumeux pour fixer le pollen, à l'exception de quelques fleurs unisexuées femelles (Willenborg et Van Acker, 2008). Le mode de fécondation le plus fréquent est

l'autogamie, le taux d'allogamie avoisinant les 10%¹. Le froment d'hiver nécessite une phase de vernalisation. Le fruit est un caryopse, fruit sec indéhiscent contenant une graine unique.

2.2 L'orge de printemps

L'orge de printemps, *Hordeum vulgare L.*, est une plante de la famille des Poaceae. Cette céréale a été domestiquée il y a 10 000 ans dans le Croissant Fertile. C'est la quatrième Poaceae cultivée la plus importante après le froment, le riz et le maïs. Elle est cultivée sur 55 millions d'hectares pour une production totale de 136 millions de tonnes (OGTR, 2008). Dans le monde, 85% des récoltes sont utilisées pour l'alimentation animale (OGTR, 2008). En Belgique, l'orge de printemps est presque exclusivement utilisée pour la fabrication de malt, ce qui est le deuxième usage le plus répandu dans le monde. Enfin, une partie des récoltes est utilisée pour l'alimentation humaine dans certains pays.

Parmi les critères utilisés pour comparer les différentes variétés, on retrouve le rendement en grain, le poids des grains, le taux de protéines mais aussi des paramètres qui auront une importance en brasserie tels que l'activité des enzymes alpha-amylases et bêta-amylases (Berbigier et al., 1981).

La biologie est proche de celle du froment. A la différence de la plupart des variétés de froment, les épis d'orge possèdent de longues barbes. L'orge de printemps se développe plus tard dans la saison que le froment d'hiver et ne nécessite pas de vernalisation. Les épillets sont insérés par triplets en alternance sur le rachis. L'orge de printemps est appelée orge à deux rangs (sur la longueur) car, pour chaque triplet, seul un épillet est développé.

2.3 Stades de développement

La description suivante des principaux stades de développement en céréales est basée sur le document de Keller et al., 2008. Les stades de développement peuvent être décrits plus finement à l'aide d'un code décimal à deux chiffres allant de 0 à 99 (Zadoks et al., 1974). Les principaux stades (premier chiffre), illustrés à la Figure 1, se définissent comme suit :

0. Germination, levée : la radicule sort de la graine. Développement de racines secondaires. Le coléoptile sort et perce la surface.
1. Développement des feuilles : une première feuille sort du coléoptile. Les feuilles s'étalent.
2. Tallage : des tiges, appelées talles, apparaissent.
3. Elongation de la tige principale : la tige principale se redresse. Les talles commencent à se redresser. les entre-noeuds s'allongent. Il y a apparition de la dernière feuille.
4. Montaison : la gaine foliaire de la dernière feuille s'allonge et gonfle, puis elle s'ouvre.
5. Epiaison : l'inflorescence sort de la gaine foliaire. Le pédoncule de l'épi s'allonge.
6. Floraison : les anthères sortent des épillets.
7. Développement des graines : la taille des graines augmente. Elles sont vertes et laiteuses.
8. Maturation : les graines deviennent dures et leur couleur vire au jaune. Le poids et la teneur en protéines sont fixés à la fin de cette phase.
9. Sénescence : les graines sont très dures et se détachent. La plante s'affaisse.

¹ Ce chiffre, fournissant un ordre de grandeur, provient d'un rapport de l'agence canadienne d'inspection des aliments : <http://www.inspection.gc.ca/vegetaux/vegetaux-a-caracteres-nouveaux/demandeurs/directive-94-08/documents-sur-la-biologie/triticum-aestivum-l-/fra/1330982915526/1330982992440>, consulté le 02/08/18

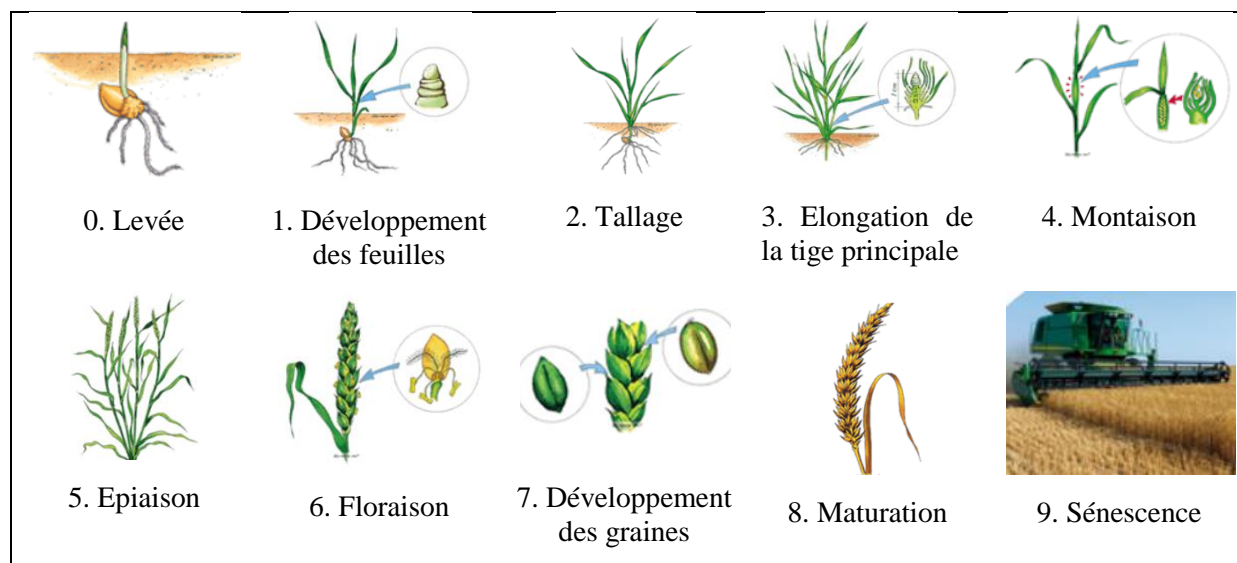


Figure 1 : Illustration des stades principaux de développement en céréales (source : <http://www.helioterpen-cereales.fr/les-stades-de-la-cereale/les-principaux-stades-phenologiques-de-la-cereale/>, consulté le 10/07/18)

2.4 Elaboration du rendement des cultures céréalières

Le rendement est le poids de grains récolté par unité de surface, généralement en quintaux par hectare. Il peut être exprimé par le produit du nombre de plantes à la sortie de l'hiver par unité de surface, du nombre d'épis par plante, du nombre de grains par épi et du poids des grains. Chacune de ces composantes s'élabore à un stade déterminé de développement de la plante (Le Stum et al., 2017). Pour des essais impliquant différentes doses de fumure azotée, il convient de distinguer le rendement phytotechnique, rendement brut total, et le rendement économique, c'est-à-dire le rendement avec prise en compte du coût de l'engrais azoté appliqué (Bodson, 2016).

3 Plateformes et véhicules de phénotypage de culture

Pour des essais sur des plantes en pot, réalisés par exemple dans une serre, il existe des solutions automatisées clé en main qui amènent les plantes aux capteurs. Les avantages sont la maîtrise de l'environnement de croissance et un nombre de cycles expérimentaux plus élevé car indépendant des saisons de végétation (Fahlgren et al., 2015). Cette approche présente cependant l'énorme inconvénient que les conditions seront inévitablement différentes de celle du champ, impactant les paramètres mesurés (Virlet et al., 2017). Dans le cas du phénotypage haut débit en champ, qui fait l'objet de ce travail, il est nécessaire d'adopter l'approche inverse et d'amener les capteurs aux plantes. Pour cela, différentes méthodes, infrastructures et véhicules ont été développés.

Des drones, véhicules aériens sans pilote à bord, peuvent être employés pour survoler un champ. Ils permettent de couvrir de vastes superficies et sont peu onéreux. Ils ne peuvent pas embarquer une charge trop lourde ce qui limite le nombre de capteurs possibles et contraint le type de capteurs. De plus, de par l'altitude de prise de mesure, la résolution spatiale est limitée (Virlet et al., 2017).

Il existe également des plateformes fixes pour le phénotypage en champ. Il s'agit de tours ou de capteurs déplacés sur des rails au-dessus des cultures (Le Stum et al, 2017 ; Naito et al., 2017 ; Virlet et al, 2017 ; Shafiekhani et al., 2017). Kirchgessner et al. (2017) déplacent une structure multi-capteurs

suspendue par des câbles au-dessus de micro-parcelles. L'avantage de ces plateformes est de permettre une bonne répétabilité tout en nécessitant peu de main d'œuvre (Naito et al., 2017). Les images sont prises exactement aux mêmes endroits. De plus, ils permettent une bonne résolution spatiale et temporelle (Virlet et al., 2017). Le coût pour construire de telles plateformes est par contre un inconvénient majeur. De plus, les essais sont limités à un seul lieu puisque ces dispositifs sont fixes.

Enfin, des véhicules pouvant opérer en champ ont été développés, allant du buggy à des systèmes déplacés manuellement (Busemeyer et al., 2013 ; Svensgaard et al., 2014 ; Deery et al., 2014 ; de Solan et al., 2015, Crain et al., 2016 ; Bai et al., 2016 ; Salas et al., 2017 ; Shafiekhani et al., 2017). Ces véhicules peuvent opérer sur n'importe quel site et obtenir une haute résolution spatiale (Virlet et al., 2017). Certains sont autonomes ou semi-autonomes (Deery et al., 2014). Ils nécessitent cependant toujours une certaine supervision. Autre inconvénient, leur passage est susceptible de modifier la structure du sol ou d'endommager les cultures (Virlet et al., 2017). Généralement, les capteurs sont situés à un ou deux mètres au-dessus du sol mais Sodhi et al. (2017) ont développé un robot qui évolue au sein même de la canopée.

4 Notions fondamentales d'imagerie

4.1 Lumière, image et caméra

La lumière est un phénomène physique qui peut être décrit à la fois comme une onde électromagnétique et comme un flux de particules appelées photons. Chaque photon transporte une certaine quantité d'énergie dépendant de la longueur d'onde. L'ensemble des longueurs d'onde constitue le spectre électromagnétique. Le terme "lumière" qualifie dans le sens commun la lumière visible, c'est-à-dire la fraction du spectre perçue par l'œil humain. Cette lumière visible couvre la gamme de longueurs d'onde de 380 à 780 nm, bien que ces chiffres varient selon les définitions (Leemans, 2016). Le flux d'énergie lumineuse est la quantité d'énergie électromagnétique reçue par un mètre carré pendant une seconde. Il s'exprime en Watt par mètre carré. La luminance énergétique est le flux d'énergie lumineuse en un point par unité d'angle solide.

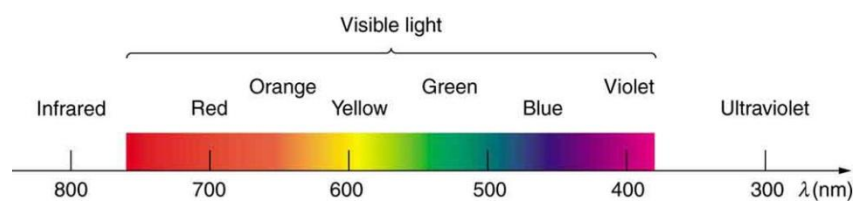


Figure 2 : Relation entre couleur et longueur d'onde λ pour la fraction du spectre électromagnétique correspondant à la lumière visible (source : <https://courses.lumenlearning.com/physics/chapter/24-3-the-electromagnetic-spectrum/>, consulté le 08/08/18)

Une image numérique (ou digitale) est une représentation 2D ou 3D d'un objet. Le terme image digitale fait généralement référence à une image raster, bien qu'une image puisse être sous format vectoriel, c'est-à-dire composée d'objets définis par une série d'attributs (Park et Lu, 2015). Une image raster est une matrice constituée d'éléments discrets appelés pixels. Chaque pixel est défini par sa position dans l'image et représente une valeur de luminance énergétique. Il s'agit de la luminance énergétique moyenne de la zone de l'objet représentée par le pixel. La taille d'une image est le nombre de pixels total. La résolution est le nombre de lignes qui peuvent être distinguées par unité de longueur (Butler et al., 1992). Elle exprime la finesse avec laquelle on va distinguer les détails de l'objet. Enfin,

l'échelle de l'image est définie comme la distance entre les centres de deux pixels voisins. L'échelle dépend de la distance entre la caméra et l'objet.

La luminance énergétique associée à un pixel est couramment appelée niveau d'intensité du pixel. Le nombre de teintes qui peuvent être associées aux pixels dépend du nombre de bits utilisés pour encoder ceux-ci (Park et Lu, 2015). A titre d'exemple, les pixels d'une image 8 bits peuvent prendre des valeurs de 0 à 255 et ainsi représenter 256 teintes différentes. Il existe plusieurs formats pour coder les pixels. Pour la plupart des ordinateurs, la plus petite unité de mémoire adressable est l'octet. Un pixel de 8 bits nécessite 1 octet mais un pixel de 12 bits nécessite 2 octets. Il y a alors 4 bits non utilisés.

Les images peuvent être stockées sous un format compressé ou non. Le format "Tagged Image File Format" (TIFF) est un format non compressé. La compression réduit la taille du fichier et permet d'économiser de la place dans la mémoire (Park et Lu, 2015). La compression de type "Loss" dégrade l'image en éliminant l'information la moins utile pour l'œil. C'est le cas des formats du "Joint Photographic (Experts) Group" : JPEG et JPG. La compression de type "Lossless" ne supprime pas d'information. Elle utilise une méthode plus efficace (en terme de mémoire) pour représenter l'image (Park et Lu, 2015). C'est le cas du format "Portable Network Graphics" (PNG).

Une caméra est un dispositif destiné à acquérir des images. L'objet d'intérêt absorbe, transmet et reflète une proportion de la lumière. La lumière réfléchie par l'objet est captée par la caméra (Figure 3). L'objectif est la partie amovible d'une caméra, il contient une lentille qui permet de dévier la lumière pour que les rayons parallèles passent par un point unique : le foyer. Au niveau de la lentille, un diaphragme, ou iris (par analogie avec l'œil humain), permet de réduire l'ouverture pour contrôler l'entrée de lumière. Les caméras commercialisées sont constituées de plusieurs lentilles (Talbot, 2005). Ces lentilles multiples permettent de corriger les aberrations chromatiques dues au fait qu'une lentille ne dévie pas toutes les longueurs d'onde de la même façon. Lors de l'appui sur un déclencheur, l'obturateur placé devant le capteur s'ouvre pour laisser passer la lumière. Le capteur est éclairé pendant un certain temps nécessaire à l'acquisition de l'image.

La distance focale est la distance entre le centre optique de l'objectif et le foyer, point où les rayons lumineux parallèles à l'axe optique convergent. Un objectif à focale variable permet de zoomer. Cela consiste à augmenter la distance focale. La lentille s'éloigne du plan du capteur et le champ de vision se rétrécit.

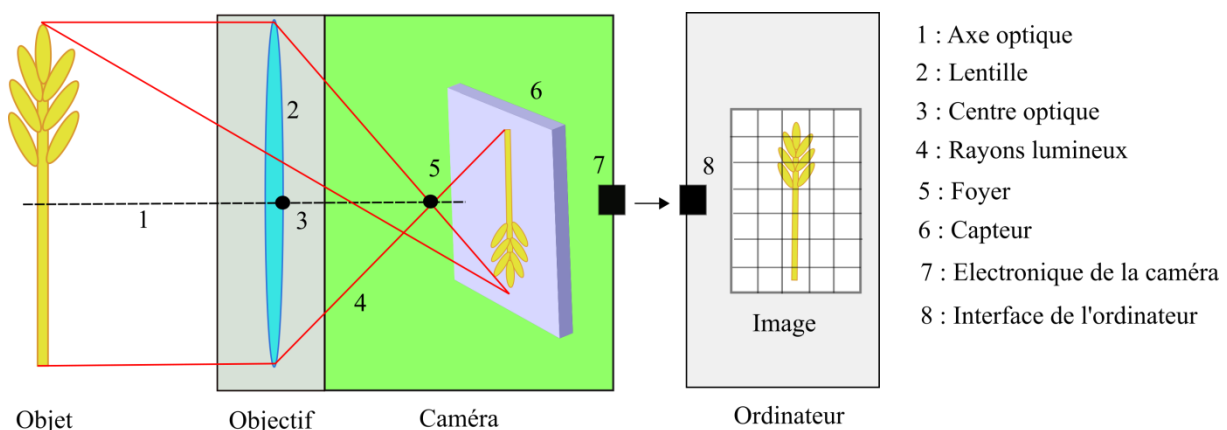


Figure 3 : Acquisition d'une image (source : schéma personnel inspiré de Park et Lu, 2015 et Leemans, 2016)

Une dernière notion importante est l'exposition, c'est-à-dire la quantité totale de lumière reçue par le capteur lors de l'acquisition. Elle dépend principalement du temps d'intégration (durée de l'acquisition) et de l'ouverture de l'iris.

4.2 Les capteurs

Historiquement, des sels d'argent posés sur des verres étaient utilisés pour capturer la lumière. Ces sels, modifiés par l'action de la lumière étaient ensuite déposés sur du plastique pour obtenir une image en niveaux de gris. Actuellement, des capteurs électroniques sont utilisés et permettent d'obtenir des images numériques.

Inventés en 1970, les capteurs CCD (Charged Coupled Device) sont constitués d'une grille d'éléments capacitifs se chargeant proportionnellement au flux lumineux reçu. Un convertisseur doit être utilisé pour convertir le signal analogique mesuré en un signal digital (Park et Lu, 2015). A l'heure actuelle, les capteurs CCD tendent à être remplacés par des capteurs CMOS (Complementary Metal Oxide Semi-conductor) constitués de photodiodes qui sont moins onéreux (Talbot, 2005).

4.3 Image couleur

Les couleurs telles que nous les connaissons correspondent à la perception humaine de la lumière. L'œil humain possède deux types de capteurs. Les bâtonnets servent à la vision nocturne alors que les cônes permettent de percevoir les couleurs. La sensibilité de l'œil varie avec la longueur d'onde. Il y a trois types de cônes dont les maxima de sensibilité correspondent à des longueurs d'onde associées aux couleurs bleue (~450 nm) verte (~550 nm) et rouge (~600 nm) (Li et al., 2014). Une image couleur est construite sur base des composantes rouge, verte et bleue (RGB) de la lumière visible afin de se rapprocher de la façon dont l'humain perçoit les couleurs. Le cerveau fabrique toutes les couleurs par mélange de ces trois composantes provenant des cônes. Pour une image couleur, chaque pixel porte trois valeurs d'intensités correspondant aux composantes RGB.

L'acquisition d'une image couleur peut être réalisée en disposant une matrice de filtres monochromes rouge, vert et bleu, appelée mosaïque de Bayer, devant le capteur. Il y a un filtre devant chaque élément du quadrillage du capteur, appelé photosite, à raison de 50% de filtres verts et 25% pour le rouge et le bleu. Les filtres verts ont un poids plus important afin d'imiter la perception humaine car les cônes présentent un maximum de sensibilité dans le vert. Une opération, appelée débayerisation, consiste à construire des pixels avec chacun les 3 valeurs RGB à partir des valeurs mesurées par le photosite correspondant et ses voisins. Pour une meilleure acquisition, une caméra 3 capteurs est utilisée. Un prisme dévie les composantes RGB de la lumière visible vers l'un ou l'autre un capteur (Park et Lu, 2015), ainsi les 3 composantes sont directement capturées pour chaque photosite.

Il existe d'autres espaces chromatiques que l'espace RGB. L'un d'eux est l'espace HSI (Hue Saturation Intensity), basé sur le fait que, physiologiquement, le cerveau humain interprète les couleurs en termes d'intensité, saturation et teinte (Figure 4). Les teintes représentent la perception des différentes longueurs d'onde.

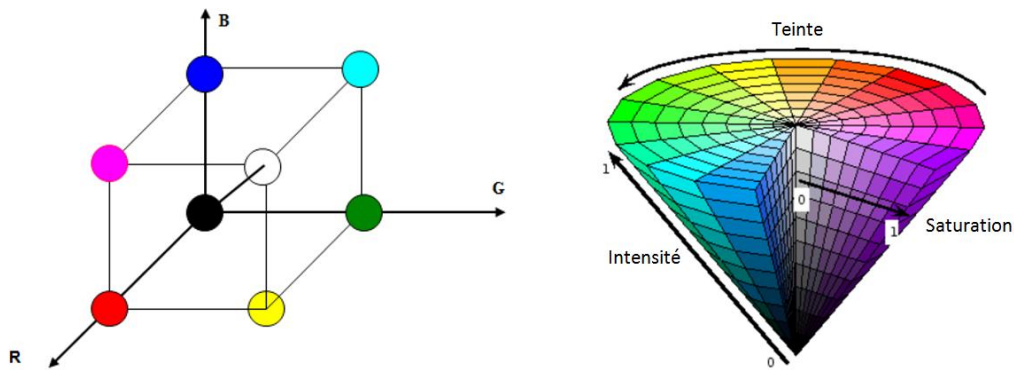


Figure 4 : Espace RGB (à gauche ; Leemans, 2016) et espace HSI (à droite ; Mathworks,
<https://nl.mathworks.com/help/images/convert-from-hsv-to-rgb-color-space.html>, consulté le 12/08/18)

4.4 Imagerie multispectrale

Les caméras multispectrales fournissent une image dont chaque pixel présente plusieurs niveaux d'intensité associés à des gammes de longueurs d'onde relativement larges sélectionnées dans la gamme spectrale sensible du capteur. On parle d'imagerie multispectrale lorsque les bandes de longueurs d'onde utilisées sont larges et non contiguës. Les images multispectrales peuvent être acquises en utilisant différents filtres optiques passe-bande placés devant une ou plusieurs caméras monochromes.

Cette technique permet d'étudier une scène à des longueurs d'onde d'intérêt (par exemple dans l'infrarouge) et faire apparaître des informations supplémentaires par rapport à l'imagerie uniquement dans le visible (Fionari et al., 2012). En agronomie, elle permet notamment d'étudier l'état physiologique des plantes en se basant sur des modifications de réflectances dans des longueurs d'onde particulières qui témoignent du contenu en certains pigments ou du statut hydrique (Li et al., 2014).

4.5 Imagerie hyperspectrale

Par opposition à l'imagerie multispectrale qui utilise des bandes larges et non contiguës, l'imagerie hyperspectrale permet la représentation d'une scène avec un très grand nombre de bandes de longueurs d'onde, généralement de largeur inférieure à 10 nanomètres, recouvrant l'entièreté du spectre du capteur. Chaque pixel d'une image hyperspectrale contient le spectre discrétisé de cette position particulière (Gowen et al., 2007). Une image forme ainsi un hypercube dont deux des trois dimensions sont les coordonnées spatiales de chaque pixel et la troisième est la dimension spectrale. Cette technique permet notamment la détection de traits biochimiques sur base de la signature spectrale de molécules cibles.

Le système d'acquisition d'images hyperspectrales se compose d'une caméra et d'un élément appelé spectrographe à la place de l'objectif. Cet élément est composé de plusieurs optiques qui permettent de séparer la lumière en ses différentes composantes spectrales (Gowen et al., 2007). Les spectrographes travaillent généralement entre 400 et 1000 nanomètres mais certains peuvent explorer le spectre jusque 2500 nanomètres (Park et Lu, 2015). Une telle caméra est généralement linéique, c'est-à-dire 1D, car une dimension du capteur est utilisé pour la discrétisation du capteur. Pour acquérir une image, il faut déplacer de façon contrôlée la caméra ou l'objet afin de recréer l'image ligne par ligne.

5 Imagerie 3D

5.1 Capteurs actifs: LiDAR et RaDAR

Il existe des capteurs actifs qui envoient un signal pour obtenir une mesure de distance. Ils peuvent être utilisés pour caractériser l'architecture de la canopée d'une culture. Le RaDAR, acronyme de "Radio Detection And Ranging", utilise des ondes radio pour détecter la position et la vitesse des objets (Butler et al., 1992). Il enregistre les échos reçus de ces objets. Cependant, il ne fournit des résultats corrects que lorsqu'il se déplace de manière relative par rapport à l'objet, en exploitant l'effet Doppler¹ (Morat, 2008). Le LiDAR, acronyme de "Light Detection And Ranging", émet et réceptionne des rayonnements lasers monochromatiques de longueurs d'onde visibles et dans le proche infrarouge (Butler et al., 1992). La distance d'un objet est donnée par le temps entre l'émission et la réception de la lumière (dont on connaît la vitesse). Ce type de LiDAR est appelé caméra "à temps de vol". Une autre possibilité pour mesurer une distance avec un LiDAR est de combiner le laser et un appareil photo. Selon la position du faisceau au contact de l'objet par rapport au champ de vision de l'appareil photo, la distance peut être déterminée par triangulation. Le LiDAR permet de reconstituer des modèles 3D précis et denses de canopée. Cependant, il est cher (Li et al., 2014 ; Gibbs et al., 2017). De plus, la mesure par LiDAR peut prendre plus de temps que les mesures passives (Li et al., 2014). Pour augmenter la résolution (s'intéresser par exemple aux détails de la forme d'une seule feuille ou d'un épi), il faut augmenter le temps de scan (Gibbs et al., 2017). Cela pose problème si l'objet d'intérêt est soumis à un mouvement, par exemple le mouvement d'une feuille dû au vent.

5.2 Stéréoscopie binoculaire

5.2.1 Introduction à la stéréoscopie

La stéréoscopie binoculaire est une technique permettant d'obtenir de l'information 3D sur base de deux images 2D. Elle fait appel à deux caméras, l'une est considérée comme la référence et l'autre comme la caméra cible. L'explication de la méthode présentée ci-dessous est largement inspirée des travaux de Rabaud (2008) et de Zanuttigh et al. (2016). Considérons que la caméra de gauche (L) est la référence (Figure 5). Les paragraphes suivants décrivent l'étalonnage des caméras, la recherche de correspondances (trouver les pixels des deux images qui représentent un même point) et l'estimation de la profondeur des objets représentés par les pixels de l'image de gauche sur base des différences de position avec les pixels représentant les mêmes objets dans l'image de droite.

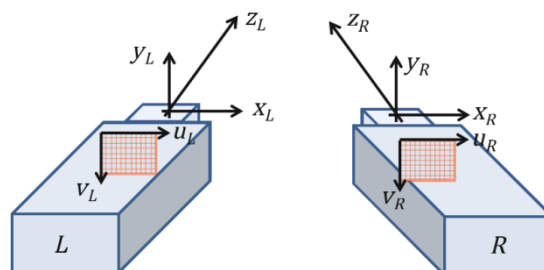


Figure 5 : Systèmes de coordonnées des deux caméras (Zanuttigh et al., 2016)

¹ L'effet Doppler est le décalage fréquentiel d'une onde entre son émission et sa réception provoqué par une variation de la distance entre l'émetteur et le récepteur.

5.2.2 Etalonnage

L'étalonnage d'une paire de caméras consiste à déterminer la transformation qui permet de passer des coordonnées (u,v) d'un objet dans l'une des images à ses coordonnées (x,y,z) dans un système de coordonnées réel. Cette transformation est appelée matrice de projection et notée M .

$$z_{image} * \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = M * \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

où z_{image} est la profondeur dans l'image (égale à z si le système de coordonnées réelles est celui de la caméra). Sa détermination fera l'objet des paragraphes suivants. Deux types de paramètres sont estimés lors de l'étalonnage et repris dans la matrice de projection.

Paramètres intrinsèques : Ces paramètres sont déterminés pour chacune des deux caméras. Il s'agit de la distance focale et des coordonnées d'intersection de l'axe optique avec le plan du capteur .

Paramètres extrinsèques : Il s'agit d'une rotation et d'une translation permettant de passer du système de coordonnées de la caméra au système de coordonnées choisi. Généralement, le système de coordonnées utilisé est celui de la caméra de gauche.

En pratique, l'étalonnage s'effectue grâce à des photographies d'un damier (ou autre mire) de dimensions connues dans différentes positions. Outre la détermination des paramètres intrinsèques et extrinsèques, une correction des coordonnées (u,v) peut être déterminée pour tenir compte de la distorsion ou d'aberrations introduites par les lentilles.

5.2.3 Rectification

La rectification consiste à aligner les images de gauche et de droite sur un même plan, connaissant la géométrie du système grâce à l'étalonnage (Figure 6). De cette façon, un point aura la même ordonnée sur les deux images. Cela permettra de faciliter la recherche de correspondances entre les deux images puisque cette recherche sera limitée à une dimension (abscisse) au lieu de deux (abscisse et ordonnée).

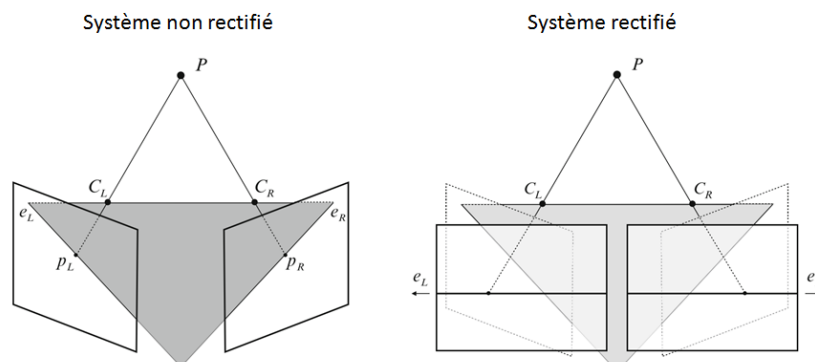


Figure 6 : Systèmes stéréoscopiques rectifiés et non rectifiés (Zanuttigh et al., 2016). P_L et P_R sont les projections du point P dans les plans image des deux caméras. C_L et C_R sont les centres optiques des caméras de gauche et de droite (reliés par une ligne appelée ligne de base). e_L et e_R sont les épipôles (intersections des plans images avec la ligne de base)

5.2.4 Recherche de correspondances

L'étape suivante réalisée par les algorithmes de vision stéréoscopique est la recherche de paires de points homologues, c'est à dire un point sur l'image de gauche et un point sur l'image de droite qui sont

projection d'un même point P . La différence entre les abscisses d'un même point sur les deux images rectifiées est appelée disparité :

$$d = u_L - u_R$$

Le résultat de l'étape de mise en correspondance est une carte de disparité. A cause d'occlusions, certains points possèdent une projection sur une image mais pas sur l'autre. Ils ne possèdent pas d'homologue. De même, à cause d'une différence de point de vue, la projection d'un même objet peut être représentée par un nombre différent de pixels dans l'espace discrétisé. L'appariement est alors également impossible. Cette étape de recherche de correspondances est un défi important et de nombreux types d'algorithmes existent. Trois critères peuvent être utilisés pour classer ceux-ci.

Une première distinction est que certains programmes vont essayer de trouver un homologue pour tous les pixels (dans la limite possible par les occlusions) alors que d'autres vont se focaliser sur certains pixels (par exemple les contours des objets). Effectuer la recherche sur un nombre réduit de pixels diminue le temps de calcul mais cause une perte d'information.

Une seconde distinction intervient en fonction de l'écartement entre les deux caméras. Si les caméras sont proches, les images se recouvrent mieux et des méthodes plus simples peuvent être employées.

Le troisième critère pour distinguer les algorithmes est le fait d'employer une approche locale ou globale. Les méthodes locales cherchent l'homologue d'un point en sélectionnant le point de l'autre image sur la même ligne présentant le voisinage le plus similaire. Les méthodes globales ne considèrent pas les points un à un mais cherchent à minimiser une fonction de coût de correspondance.

Les algorithmes les plus utilisés sont les approches par corrélation. Il s'agit de méthodes locales ou semi-globales pour lesquelles la correspondance pour chaque pixel est établie en se basant sur le fait qu'un même point aura un voisinage identique dans l'image de gauche et l'image de droite (Figure 7). Le voisinage considéré autour du pixel est celui compris dans une fenêtre carrée appelée fenêtre de corrélation.

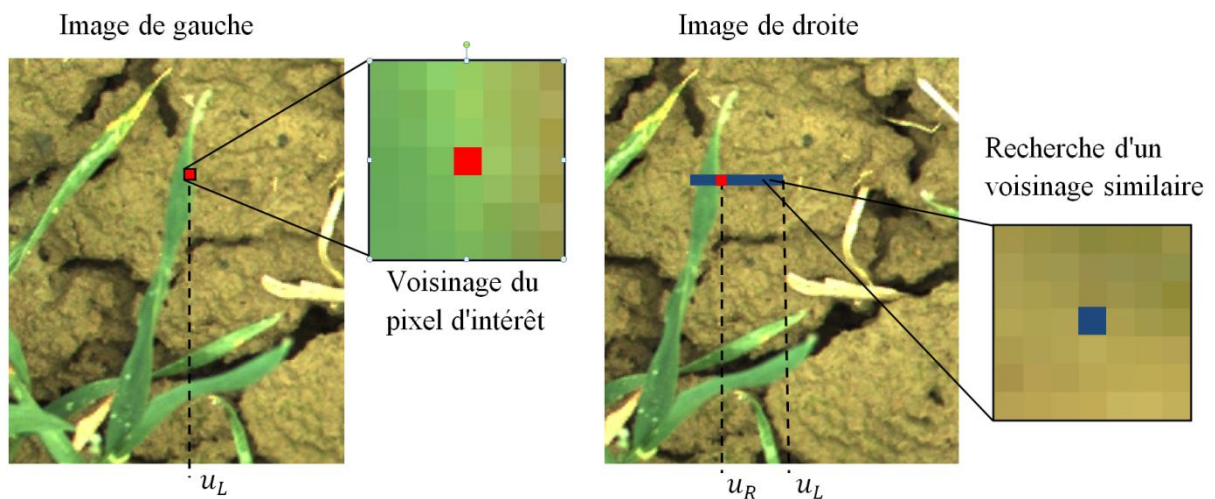


Figure 7 : Mise en correspondance par corrélation. (source : schéma personnel). u_L et u_R sont respectivement les abscisses d'un même point dans l'image de gauche et de droite. La barre bleue représente la zone de recherche de u_R . Sa longueur (en pixels) est l'intervalle de disparité maximal fixé pour la recherche.

Différents critères de corrélation existent pour juger de la ressemblance de deux voisinages. La majorité des critères sont basés sur la somme des carrés des écarts ou le produit scalaire des vecteurs

formés par les niveaux d'intensité dans la fenêtre de corrélation (Devernay, 1997). Il existe aussi des méthodes moins sensibles à l'intensité lumineuse. La transformée de Census consiste à attribuer à chaque pixel du voisinage une valeur 0 ou 1 selon que son niveau de gris est supérieur ou inférieur à celui du pixel d'intérêt (Lefebvre, 2008). Les pixels appariés sont ceux dont la séquence de bits du voisinage (distance de Hamming) est la plus proche (Figure 8). Dans tous les cas, l'appariement sera délicat pour les zones peu texturées.

12	14	26	32	31
13	16	24	30	33
11	15	23	31	33
10	14	22	29	32
12	17	25	34	36

0	0	1	1	1
0	0	1	1	1
0	0	×	1	1
0	0	0	1	1
0	0	1	1	1

001110011100110001100111

Figure 8 : Transformée de Census (Lefebvre, 2008)

La taille de la fenêtre de corrélation impacte fortement la performance de la mise en correspondance. Une fenêtre trop petite ne contient pas assez d'information mais une fenêtre trop grande est susceptible de contenir des pixels situés sur des objets à des profondeurs différentes (Lefebvre, 2008). La taille de fenêtre optimale dépend de la taille des objets observés. Certains auteurs proposent de calculer un score de similarité basé sur plusieurs fenêtres de tailles différentes ou encore de modifier la taille de la fenêtre en fonction de propriétés locales de l'image. Il est également possible de segmenter la scène en différents objets puis de ne considérer la fenêtre de corrélation que sur des pixels appartenant à un même objet (Lefebvre, 2008).

Il est important de fixer un intervalle de disparité pour la recherche de correspondances. Il s'agit de la gamme de la plus petite à la plus grande disparité rencontrée dans l'image. Restreindre l'espace de recherche des correspondances permet de diminuer le temps de calcul et les mauvais appariements (Devernay, 1997). Lefebvre (2008) décrit d'autres contraintes pouvant être appliquées à la recherche. La contrainte d'unicité impose que chaque pixel ne peut être associé qu'à un seul homologue. La contrainte de position permet de vérifier que $u_L > u_R$. La contrainte d'ordre impose que l'ordre des pixels homologues sur une ligne (puisque les images ont été rectifiées) respecte l'ordre des pixels dans l'image de gauche.

Enfin, il est possible de valider la mise en correspondance. Cette étape consiste à calculer la carte de disparité de l'image de droite par rapport à celle de gauche en plus de la carte de l'image de gauche par rapport à celle de droite. Des points erronés, dus à des occlusions par exemple, peuvent être éliminés en comparant les deux cartes (Devernay, 1997). Théoriquement, il faut obtenir les mêmes disparités pour chaque pixel.

5.2.5 Reconstitution de la scène 3D

La reconstitution de la scène se fait par triangulation (Figure 9). La disparité est inversement proportionnelle à la profondeur dans la scène, il est donc possible d'obtenir une carte de profondeur. Pour chaque point, la profondeur est :

$$z_L = \frac{b * f}{d}$$

avec f , la distance focale (pixels), b la ligne de base (mètres) et d la disparité (pixels). En pratique, il y a des défauts d'étalonnage et de mise en correspondance, ce qui complique la reconstruction 3D.

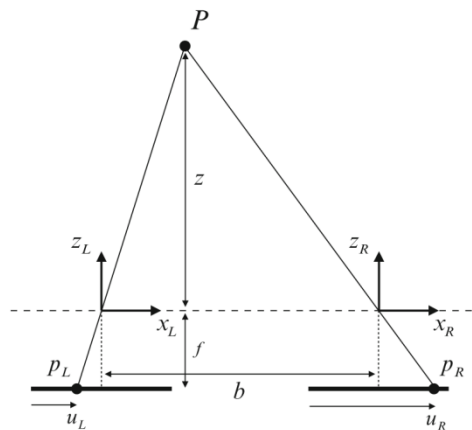


Figure 9 : Triangulation (Zanuttigh et al., 2016)

5.2.6 Avantages de la stéréoscopie binoculaire

Ce système permet d'obtenir une information de distance mais aussi une image (information de couleur et texture¹) pour un coût et un encombrement réduit (2 caméras RGB classiques). De plus, la méthode est largement documentée dans la littérature. Le temps d'acquisition est de l'ordre de la seconde.

5.3 Autres méthodes de stéréoscopie et vues multiples

5.3.1 Stéréoscopie active par lumière structurée

Une des deux caméras peut être remplacée par un projecteur (Zanuttigh et al., 2016). Celui-ci illumine la scène avec un motif particulier. L'information 3D est obtenue sur base de la déformation du motif projeté (Piron et al., 2011). Cette technique nécessite de connaître exactement les propriétés de la source de lumière. Il s'agit d'une méthode active. Son principal inconvénient est la difficulté de détecter le motif dans un environnement trop lumineux tel que des conditions naturelles en champ (Gibbs et al., 2017). Il est aussi envisageable de projeter une lumière structurée sur la scène dans le cas de stéréoscopie binoculaire afin de texturer la scène et faciliter la mise en correspondance (Devernay, 1997).

5.3.2 Stéréoscopie photométrique

Plusieurs images d'une même scène sont acquises à l'aide d'une caméra fixe. Entre les différentes images, les conditions d'illumination changent. Chaque point apparaît différemment en fonction de l'éclairage mais reste au même endroit dans l'image. Cette méthode permet de déterminer localement l'orientation des surfaces (Gibbs et al., 2017). A partir de ces orientations locales, il est possible de retrouver la profondeur. La stéréovision photométrique est peu utilisée à cause de la nécessité de maîtriser l'éclairage.

5.3.3 Stéréoscopie axiale

En stéréoscopie axiale, une même caméra se déplace le long de son axe optique et permet de reconstituer une scène en 3D. Elle s'oppose à la méthode binoculaire classique, dite latérale. Cette

¹ La texture d'une image réfère à l'arrangement spatial des niveaux d'intensité des pixels.

méthode permettrait de diminuer les erreurs dues à la mise en correspondance. De plus, sa simplicité géométrique satisfait bien certaines applications en industrie. Cependant, elle est plus sensible aux erreurs de calibration (Rodin et Ayache, 1994).

5.3.4 Stéréoscopie à l'aide de miroirs

Ce système présente l'avantage de n'utiliser qu'une seule caméra, immobile. Il est moins coûteux. Un jeu de miroirs disposés devant l'objectif permet de diviser l'image en deux parties qui correspondent à deux images, chacune de largeur équivalant à la moitié de l'image initiale. Ces deux images correspondent à des images qui auraient été prises par des caméras distinctes (Devernavy, 1997).

5.3.5 Stéréoscopie trinoculaire, quadroculaire et pentoculaire

Kaczmarek (2017) a développé un système de vision stéréoscopique pentoculaire constitué d'une caméra centrale et de quatre caméras secondaires respectivement en haut, en bas, à gauche et à droite de la caméra centrale, éloignées d'une même distance. Chaque caméra secondaire forme une paire avec la caméra centrale. Chaque paire fournit une carte de disparité. Les quatre cartes sont ensuite fusionnées pour former une carte de disparité plus précise. Le même système est possible avec 4 caméras (celle du bas est supprimée) ou 3 caméras (celles de droite et du bas sont supprimées). Park et Inoue (1998) ont montré qu'un système à 5 caméras permettait aussi de mieux gérer les occlusions.

5.3.6 Reconstruction par vues multiples

Il est possible de reconstruire un objet ou une scène 3D sur base d'images acquises dans de nombreux angles différents. Les images peuvent être acquises au moyen d'une caméra qui se déplace, on parle de "Structure from Motion" (SfM), ou de plusieurs caméras, on parle alors de "Multi View Stereo" (MVS) (Furukawa et Hernandez, 2013). En laboratoire, il est possible de combiner plusieurs caméras fixes et un plateau tournant sur lequel est posée la plante (Schar et al., 2017). Plus les points de vue sont nombreux et différents, plus la reconstruction sera précise. Par rapport à la stéréoscopie, cette méthode permet de gérer les occlusions puisque les images sont acquises tout autour de l'objet. Différentes approches permettent d'obtenir une représentation 3D. Comme pour la stéréoscopie, il est possible de déterminer la correspondance entre les images et de reconstruire par triangulation (Davis et Dyer, 2001). Cependant, cette méthode demande de nombreuses images car les points de vue doivent être suffisamment proches pour permettre la mise en correspondance et couvrir suffisamment d'angles différents autour de l'objet. Une autre méthode, l'approche volumétrique, est de considérer que l'objet est contenu dans une scène constituée d'un ensemble de cubes appelés voxels. Elle permet des points de vue plus espacés (Davis et Dyer, 2001).

5.3.7 Reconstruction sur base d'une vidéo

Une vidéo peut être apparentée à une succession de vues. Ce mode d'acquisition est plus rapide et facile que de prendre de nombreuses images autour de l'objet (Vogiatzis et Hernandez, 2011). Dans la littérature, cette méthode porte le nom de "Visual Simultaneous Localization And Mapping" (VSLAM). Par rapport aux images "fixes", la qualité (résolution, flou dû au mouvement) est inférieure et le volume de données largement supérieur (Vogiatzis et Hernandez, 2011). Ce grand nombre de données est un désavantage en termes de mémoire et temps de calcul mais un avantage pour traiter les occlusions ou les textures homogènes. De plus, les images successives d'une même scène (seule la caméra est en mouvement) ne diffèrent qu'au niveau de quelques pixels, ce qui facilite la recherche de

correspondances (Vogiatzis et Hernandez, 2011). Vogiatzis et Hernandez (2011) ont appliqué cette méthode avec succès pour reconstituer de petits objets isolés dans un environnement intérieur.

5.4 Imagerie tomographique

La tomographie est la reconstitution 3D de la structure d'un objet avec possibilité d'obtenir des coupes dans l'objet. Une première technique est l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Elle consiste à détecter les signaux de résonance nucléaire de certains isotopes d'hydrogène, carbone et azote (Li et al., 2014). Une seconde technique est la tomographie par émissions de positrons (d'acronyme anglais PET). Elle consiste à détecter les rayons gamma émis par des positrons. Enfin, une dernière technique est l'utilisation de rayons X. Ces technologies sont lentes et très coûteuses (Li et al., 2014). Elles permettent d'obtenir de bons modèles 3D, notamment de très petits objets (par exemple la surface d'une graine) (Fionari et al., 2012).

6 Segmentation de la canopée

6.1 Objectif de la segmentation

La segmentation consiste à séparer les pixels de l'image en différentes classes. Il s'agit par exemple de distinguer les pixels de sol, de plante ou d'une zone de référence. Un des principaux challenges est de développer une méthode robuste face aux variations d'illumination naturelle en champ (Yu et al., 2017). Pour séparer les plantes du sol, les méthodes de segmentation peuvent se baser sur la différence de réflectance entre les deux classes, variable en fonction de la longueur d'onde (Figure 10). Isoler les plantes ou organes à étudier est une étape presque incontournable en analyse d'images de canopée, ce qui justifie de s'intéresser aux différentes méthodes pour choisir la plus adaptée. Ceci est à nuancer en raison de l'émergence de méthodes d'apprentissage automatique profond telles que les réseaux de neurones convolutionnels qui permettent d'analyser directement les images brutes en s'affranchissant de l'étape de segmentation (Ubbens et Stavness, 2017, Ubbens et al., 2018). Ces méthodes sont cependant plus complexes à mettre en œuvre et nécessitent une infrastructure de calcul adaptée

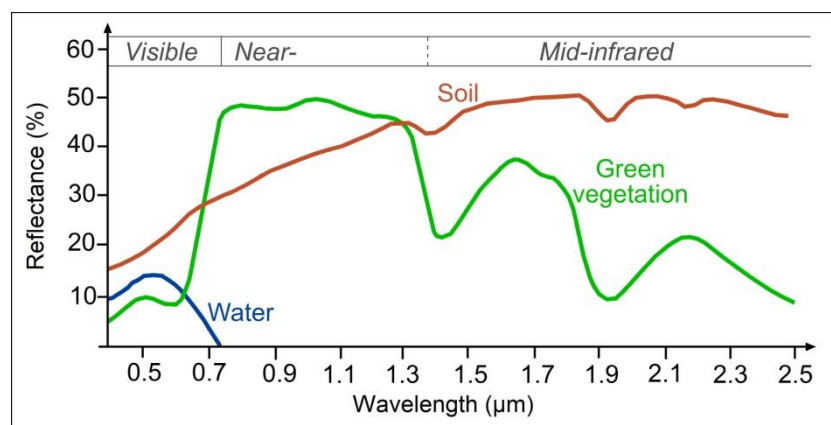


Figure 10 : Réflectance de la végétation et du sol (source : <http://www.seos-project.eu/modules/classification/classification-c01-p05.fr.html>, consulté le 10/08/18)

6.2 Seuillage

Le seuillage est la méthode la plus simple de segmentation. Elle consiste à classer les pixels par rapport à une ou plusieurs valeurs de niveaux d'intensité. Par exemple, tous les pixels avec un niveau

de gris supérieur à une certaine valeur appartiennent à une classe 1 et ceux avec un niveau inférieur à cette valeur appartiennent à une classe 2. L'algorithme d'Otsu (1979) est une méthode permettant de définir un seuil. L'algorithme consiste à maximiser la variance inter-classes et, par conséquent, à minimiser la variance intra-classe. Selon Hamuda et al. (2016), cette méthode est la plus utilisée et la plus précise pour la segmentation par seuillage.

6.3 Indices de végétation

Ces méthodes se basent sur la réflectance des plantes à différentes longueurs d'onde. Un indice de végétation est le résultat d'une opération sur les valeurs d'intensité de pixels à différentes longueurs d'onde. Un seuillage peut ensuite être appliqué sur les valeurs de l'indice. Les indices peuvent être par exemple une combinaison linéaire de composantes RGB ou encore utiliser des bandes de longueurs d'onde au-delà du visible. Certains indices basés sur les valeurs RGB sont construits avec des composantes normalisées :

$$r = \frac{R'}{R'+G'+B'} \quad g = \frac{G'}{R'+G'+B'} \quad b = \frac{B'}{R'+G'+B'} \quad \text{avec} \quad R' = \frac{R}{R_{Max}} \quad G' = \frac{G}{G_{Max}} \quad B' = \frac{B}{B_{Max}}$$

C'est par exemple le cas des indices d'excès de vert (ExG) et excès de rouge (ExR) :

$$ExG = 2g - r - b \quad \text{et} \quad ExR = 1,3r - g$$

Un autre indice très fréquemment utilisé est l'indice de différence normalisé $NDVI$. Cet indice exploite la différence de réflectance entre le rouge et le proche infra-rouge :

$$NDVI = \frac{R_{NIR} - R_{Red}}{R_{NIR} + R_{Red}}$$

où R_{NIR} est la réflectance dans le proche infra-rouge et R_{Red} est la réflectance dans le rouge. De très nombreux autres indices ont été développés, certains combinant d'autres. Une synthèse comparative a été réalisée par Hamuda et al. (2016).

Le seuillage basé sur les indices de couleurs RGB accentuées est généralement moins sensible aux variations d'ensoleillement que celui basé sur une simple image en niveaux de gris (Meyer et al., 2008). Cependant, ils restent sensibles à un ensoleillement trop fort ou trop faible (Hamuda et al., 2016).

6.4 Utilisation d'autres espaces chromatiques

Biskup et al. (2007) proposent une transformation de l'espace RGB vers l'espace HSI avec un seuillage sur chacune des trois composantes. Selon Hamuda et al. (2017) et Sadeghi-Theran et al. (2017), cet espace est robuste par rapport aux variations d'illumination. Lati et al. (2013) proposent également une transformation vers un autre espace de couleur (l'espace xyY).

6.5 Segmentation sur base de la distance

La stéréoscopie permet d'obtenir des cartes de profondeurs, exprimant la distance des objets par rapport à la caméra. Cette information peut être utilisée pour segmenter la scène (Mutto et al., 2010). Il s'agit d'exploiter la différence de hauteur entre le sol et les feuilles. Afin d'améliorer la segmentation, il est possible de combiner les informations couleur et profondeur (Zanuttigh et al., 2016).

6.6 Apprentissage automatique

Des algorithmes d'apprentissage tels que les arbres de décision, les réseaux de neurones artificiels ou les séparateurs à vaste marge (SVM) peuvent être utilisés. Ils permettent de segmenter des canopées complexes avec ombres, recouvrements et variations temporelles d'ensoleillement. Les variables d'entrée peuvent être des niveaux d'intensité à différentes longueurs d'onde ou des composantes d'espaces chromatiques (Guo et al., 2013). Yu et al. (2017) mentionnent l'utilisation des composantes des espaces RGB, HSI et Lab comme variables. Moorthy et al. (2015) ont entraîné un classificateur bayésien avec les composantes de RGB et HSI. Sadeghi-Theran et al. (2017) proposent, quant à eux, jusqu'à six espaces chromatiques différents pour entraîner un classificateur basé sur des arbres de décision (méthode des forêts aléatoires).

L'inconvénient de ces méthodes est que les données d'entraînement sont sélectionnées manuellement. Il est difficile d'inclure tous les cas qui pourraient poser problème (Guo et al., 2017). Le classement de référence de certains pixels peut également être différent selon l'opérateur. C'est un problème pour l'entraînement comme pour l'estimation de l'erreur. Une solution pour évaluer correctement la performance de tels algorithmes de segmentation est d'utiliser des bases de données de référence (Guo et al., 2017).

7 Principaux traits géométriques étudiés par imagerie

7.1 Taux de couverture et indice de surface foliaire

Le taux de couverture est le pourcentage de l'image 2D d'une culture occupé par des pixels de plante. Il fournit une surface foliaire projetée (Kanuma et al., 1998). Cependant, cette surface sera toujours inférieure à la surface foliaire réelle. Afin d'exprimer la surface réelle des feuilles, l'indice de surface foliaire "Leaf Area Index" (LAI) est défini. Celui-ci correspond à la surface supérieure des feuilles au-dessus d'un mètre carré de sol. Il s'exprime en mètres carrés de feuilles par mètres carrés de sol. Il peut être supérieur à l'unité si les feuilles se recouvrent, ce qui est généralement le cas pour une canopée de céréales.

Le LAI est un paramètre très important car il exprime la surface photo-synthétiquement active (sans toutefois tenir compte de l'impact du recouvrement des feuilles sur le rayonnement ainsi que du rayonnement diffus ou réfléchi par des feuilles sous-jacentes). De plus, le LAI caractérise la capacité d'évapotranspiration et est un proxy de la croissance de la plante. En tant qu'indicateur du développement de la culture, il peut être utilisé pour évaluer l'azote à apporter (Scotford et Miller, 2004 ; Goffart et al., 2013). Enfin, la connaissance du LAI permet d'estimer l'ampleur des échanges gazeux entre les feuilles et l'atmosphère (Bréda, 2003).

La mesure directe du LAI par récolte des feuilles et mesure de leur surface est particulièrement lente et laborieuse (Scotford et Miller, 2004). Une première approche indirecte pour obtenir le LAI est de se baser sur sa relation avec le taux de couverture. Selon Guo et al. (2017), le LAI et le taux de couverture sont fortement corrélés. L'inconvénient est de connaître la fonction qui exprime cette relation pour la canopée considérée (Bréda, 2003). Cela nécessite une phase d'étalonnage et des mesures destructives. De plus, cette relation dépend de la distribution d'angles des feuilles, c'est

pourquoi Roth et al. (2018) combinent le taux de couverture nadir¹ avec une vue latérale. D'autres méthodes indirectes se basent sur la mesure de la transmission de la lumière au sein de la canopée. Il s'agit de placer un capteur de rayonnement photo-synthétiquement actif au-dessus et en dessous de la canopée pour connaître la fraction de lumière absorbée (Scotford et Miller, 2004). Scotford et Miller (2004) combinent un radiomètre et un capteur ultrasonique pour estimer la densité de la canopée, en particulier le LAI et le nombre de talles. Cette méthode permet de sonder la canopée même lorsque celle-ci se referme ($LAI > 2$) mais s'avère peu précise.

Le LiDAR peut être utilisé pour une estimation du LAI (Li et al., 2014 ; Liu et al., 2017) par reconstruction 3D des feuilles. Enfin, le LAI peut être obtenu par imagerie stéréoscopique (Kanuma et al., 1998 ; Leemans et al., 2013).

7.2 Inclinaison foliaire

Les plantes adaptent l'orientation de leurs feuilles, notamment en fonction de l'angle d'incidence du rayonnement solaire (Biskup et al., 2007 ; Müller et al., 2015). Ces changements peuvent s'opérer à une échelle saisonnière jusqu'à une échelle de quelques secondes pour certaines plantes sensibles. Dans une canopée, deux types d'angles peuvent être étudiés : l'angle de la feuille par rapport au zénith (de 0 à 90 degrés) et l'azimut (de 0 à 360 degrés). L'inclinaison foliaire discutée dans ce travail réfère à l'angle moyen entre les feuilles et le plan horizontal du sol, ce qui est le standard dans la littérature. Il s'agit du "Mean Tilt Angle" (MTA). Cet angle est un paramètre géométrique important car il conditionne les capacités d'interception de la lumière (Shibayama et Watanabe, 2007). Une autre information intéressante est la fonction de distribution des angles "Leaf Angle Distribution" (LAD).

La distribution des inclinaisons foliaires peut être obtenue par une méthode indirecte : sa relation avec le taux de couverture (Weiss et al., 2004 ; Biskup et al., 2007 ; Fang et al., 2015). Comme pour le LAI, cette méthode nécessite un étalonnage laborieux. Une autre approche est celle de Fang et al. (2015). Ils ont déterminé sur des images 2D les angles des lignes formées par les tranches de feuilles photographiées perpendiculairement à leur bord. Récemment, Confaloneri et al. (2017) ont développé une application pour mesurer l'angle d'insertion des feuilles avec un smartphone (utilisation de l'accéléromètre et du magnétomètre). Cependant, il est nécessaire de positionner le smartphone au niveau de chaque feuille, ce qui est laborieux. Shibayama et Watanabe (2007) ont trouvé une corrélation entre l'angle moyen d'une canopée et la réflectance de la canopée pour certaines bandes de lumière polarisée. Ils estiment l'angle moyen en champ avec un écart type résiduel de 1,8 degrés.

Le LiDAR peut être utilisé mais cette méthode ne donne de bons résultats qu'en laboratoire. Le temps pour scanner les feuilles est non négligeable et il faut une scène fixe, soit l'absence de vent (Biskup et al., 2007). En travaillant par stéréoscopie, Biskup et al. (2007) ont obtenus une différence moyenne de $1,9 \pm 0,3$ degrés entre les angles mesurés et ceux obtenus pour des feuilles de soja collées sur du papier. Müller et al. (2015) ont appliqué avec succès la vision stéréoscopique pour calculer l'inclinaison de feuille de betterave en champ. Leur méthode repose sur une segmentation permettant d'identifier chaque feuille comme un objet. Cela est possible pour des feuilles de betterave dans les premiers stades de développement car il y a peu de recouvrements. Pour une canopée de céréales, identifier chaque feuille devient trop complexe et aucune étude ne propose de résultat satisfaisant à l'heure actuelle. Il y a donc un besoin de développer une nouvelle méthode de mesure d'angles par

¹ Le terme nadir appliqué aux caméras désigne un angle de vue vertical descendant par rapport au sol.

stéréoscopie pour ce genre de canopée. Une piste est proposée par Leemans et al. (2013) : s'intéresser à l'angle des triangles formés par des pixels adjacents dans l'espace 3D pour obtenir un angle moyen.

7.3 Hauteur des plants

En agriculture de précision, la hauteur des plants peut être un critère discriminant entre la culture et les mauvaises herbes (Piron et al., 2011 ; Tilneac et al., 2012). C'est un indicateur du risque de verse (Chapman et al., 2014). La hauteur peut également fournir une indication sur le rendement (Holman et al., 2016). En effet, les plantes en stress hydrique ou atteintes de maladies peuvent atteindre une hauteur moindre (Constantino et al., 2015).

Des méthodes 3D telles le LiDAR sont utilisées (Hämmerle et Höfle, 2016). Virlet et al. (2017) obtiennent un écart type résiduel de 1,9 centimètres pour des mesures LiDAR de hauteur sur du froment. Hämmerle et Höfle (2016) ont utilisé la caméra Microsoft® Kinect® qui est une technologie moins onéreuse. La Kinect est composée de deux caméras CMOS et d'une source de lumière structurée infrarouge (Chéné et al., 2012). Malambo et al. (2018) obtiennent la hauteur de plants de maïs et sorgho en appliquant une reconstruction par vues multiples type SfM à des images acquises par un drone et se recouvrant partiellement. Jay et al. (2014) ont utilisé une approche SfM pour reconstruire une ligne de culture (essais sur tournesol, chou-fleur, chou de Bruxelles et chou de Savoie) en déplaçant une caméra le long d'un axe au-dessus de la ligne de culture. Ils obtiennent la hauteur des plants avec un écart type résiduel de 1,1 centimètres. Enfin, la hauteur des plants peut être déterminée par vision stéréoscopique (Ivanov et al., 1994). Lati et al. (2013) obtiennent un taux d'erreur moyen de 4,5 % en travaillant sur un ensemble de plantes (tournesol, tomate, coton,...) en pots et en champ à différents stades de développement. Piron et al. (2011) ont utilisé la stéréoscopie active. Cette méthode consiste à projeter une lumière structurée sur la scène à acquérir.

7.4 Nombre de talles

Le nombre de talles est un paramètre utilisé pour estimer le rendement (Le Stum et al., 2017 ; Qiongyan et al., 2017). Il conditionne la structure de la canopée et l'interception du rayonnement lumineux (Boyle et al., 2016). C'est également un paramètre étudié pour déterminer la tolérance à des stress (Glab et al., 2015). Les talles sont difficiles à distinguer des feuilles et peuvent se recouvrir sur une image. Boyle et al. (2016) proposent la détection de formes de rubans pour compter le nombre de talles sur base de plantes en pot photographiées de côté ("side-view") en laboratoire. Constantino et al. (2015) travaillent sur des plants de riz, *Oryza sativa L.*, cultivés dans des pots en laboratoire, ils comptent les talles par détection de contours (filtres Sobel et Canny) sur base d'images "side-view". Yang et al. (2011) comptent le nombre de talles de plants de riz par tomographie aux rayons X en laboratoire. Glab et al. (2015) découpent la partie supérieure de la canopée puis peignent le bout des tiges coupées en blanc afin de les compter par imagerie. Cette approche est destructive et aussi couteuse en temps que le comptage manuel. Il y a donc un besoin de développer une méthode rapide et non destructive pour compter les talles en champ.

7.5 Diamètre des tiges

Le diamètre des tiges est un trait difficile à mesurer manuellement comme par imagerie. Il varie en fonction de la hauteur, il est altéré par les feuilles qui couvrent la tige (Salas et al., 2017). Sodhi et al. (2017) mesurent le diamètre grâce à une reconstruction 3D des tiges à partir d'images multiples acquises par un robot qui évolue au sein de la canopée.

7.6 Nombre d'épis

Le nombre d'épis par unité de surface est utilisé pour caractériser le rendement (Le Stum et al., 2017). La détection automatique des épis est une tâche complexe à cause des changements de morphologie, couleur et orientation qu'ils subissent lors de leur de la croissance mais aussi de par les chevauchements au sein de la canopée. En pratique, le comptage manuel est encore généralement employé. Cette tâche est laborieuse et il a été montré que les opérateurs humains commettaient des erreurs (Velumani et al., 2017).

Des techniques 2D ont été proposées sur base d'images RGB. Une première approche consiste à travailler sur la couleur et la texture des épis (Cointault et al., 2008a). Pour une expérimentation en champ, 80% des épis ont été détectés. Cependant, la méthode nécessite une phase d'apprentissage qui doit être différent en fonction des conditions de luminosité et du stade de développement des épis (Cointault et al., 2008b). La texture s'est avérée plus utile que l'information fournie par la couleur (Cointault et al., 2008b ; Qiongyan et al., 2017) . L'analyse du contenu fréquentiel des images par filtration de Fourier a été utilisée par Cointault et al. (2009) avec de bons résultats. En utilisant une approche texturale aux premiers stades de développement de l'épi, Qiongyan et al. (2017) atteignent 86 % de détection pour une plante par pot. Ce résultat diminue à 81% pour quatre plantes par pot. Travailler par pot contourne le problème des trop nombreux recouvrements en champ. Ces approches montrent leurs limites pour des hautes densités de plants avec recouvrements (Velumani et al., 2017). Les meilleurs performances en champ, 90,7 % d'exactitude pour le comptage, sont obtenues par Alharbi et al. (2018) en réalisant simplement une régression linéaire entre le nombre de pixels détectés comme épis dans l'image binaire et le comptage de référence. Leur approche, basée sur seulement 12 images, ne permet pas de détecter individuellement chaque épi et nécessite de différencier les épis des feuilles grâce à la couleur, ce qui n'est possible que lorsque ceux-ci commencent à jaunir.

Afin de tenir compte de l'architecture 3D, le LiDAR a été utilisé (Velumani et al., 2017 ; Virlet et al., 2017). Les épis sont identifiés à partir d'un nuage de points 3D. L'approche consiste à d'abord segmenter les différentes plantes puis classifier les éléments architecturaux pour identifier les épis. La meilleure méthode permet de détecter 80% des épis (Velumani et al., 2017). L'utilisation de lasers génère de très gros jeux de données et il faut prévoir un stockage adapté (Virlet et al., 2017). Le "Field Scanalyzer" construit à Rothamsted (Angleterre) utilisé par Virlet et al. (2017), Dornbusch et al (2015) et Sadeghi-tehran et al. (2017) est une plateforme de phénotypage fixe, notamment équipée de deux lasers. Il s'agit d'un investissement considérable.

Des différentes études déjà réalisées, il ressort que le stade de développement des épis influence les performances de détection. Celui-ci devrait être pris en compte pour choisir les paramètres de la méthode de détection automatique.

En conclusion, un nombre limité d'auteurs se sont intéressés au comptage des épis. Les méthodes utilisées sont des techniques 2D peu adaptées à de hautes densités de plants ou l'utilisation d'un couteux LiDAR. Cointault et al. (2008b) suggèrent l'utilisation de la stéréoscopie combinée avec une imagerie multispectrale. L'utilisation de caméras stéréoscopiques pour détecter les épis en 3D est une innovation majeure. Par rapport au LiDAR, la stéréoscopie est une méthode plus rapide et moins onéreuse (Li et al., 2017).

7.7 Morphologie des épis

La longueur de l'épi est liée au nombre d'épillets et au nombre de grains par épi, qui est une composante du rendement. Quiongyan et al. (2017) ont montré une corrélation entre la longueur des épis et le rendement en grains. Les barbes, prolongations des lemmes (glumelles inférieures), permettent d'augmenter la transpiration. Elles influencent la formation du caryopse (Bi et al., 2011). La forme de l'épi est également un paramètre d'intérêt. La variation de largeur de l'épi sur sa longueur détermine sa forme (Bi et al., 2011).

Bi et al. (2011) ont calculé le nombre de barbes et leur longueur en les isolant avec un seuillage puis en appliquant une détection d'extrémités. Ils ont obtenus moins de 4 % d'erreur en travaillant sur des épis photographiés en laboratoire dans des conditions idéales.

7.8 Nombre et taille des grains

Miller et al. (2017) proposent une méthode pour identifier et déterminer la taille de grains de maïs sur base d'images d'épis prises en laboratoire. Les bordures des grains sont déterminées avec une analyse fréquentielle par transformée de Fourier rapide. Pour des céréales, la tâche est plus difficile à cause de la structure de l'épi, divisé en épillets et de la présence de glumes et glumelles. Strange et al. (2015) et Hugues et al. (2017) ont utilisé la tomographie pour obtenir la morphologie de grains de froment. Il y a un besoin de développer une approche en champ.

7.9 Détection de stades de développement

La détection des stades clés de croissance est importante tant en phénotypage qu'en agriculture de précision (Sadeghi-theran et al., 2017). Cela permet de planifier les traitements à appliquer et de comprendre quelles phases sont plus sensibles à des stress. Détecter la levée est facile grâce à la couleur. Sadeghi-theran et al. (2017) détectent l'épiaison et la floraison du froment grâce à une méthode d'apprentissage basée sur un ensemble de mots visuels¹ et des SVM. Guo et al. (2015) utilisent également une classification avec un apprentissage de mots visuels et des SVM pour détecter la floraison du riz.

A ce jour, aucune méthode n'a été proposée pour discriminer automatiquement l'ensemble des stades de développement de céréales (entre autres, définis par le code décimal de Zadoks et al., 1974). L'architecture de la canopée évoluant à chaque stade, l'étude de celle-ci par vision stéréoscopique présente un potentiel pour caractériser le stade de développement plus ou moins finement selon les niveaux du code décimal qu'il serait possible de distinguer.

¹ Un mot visuel peut être tout ensemble de données utilisé pour décrire un objet dans une image. Les mots sont créés par apprentissage à partir d'images représentant les objets à identifier.

III. Objectifs

L'objectif principal de ce travail est de caractériser les performances de la méthode de vision stéréoscopique pour étudier les traits architecturaux suivants en champs d'essais :

- Surface foliaire
- Angles foliaires
- Hauteur des plants (insertion de la dernière feuille puis sommet des épis)
- Nombre d'épis par mètres carrés
- Longueur des épis

Le travail consiste également à étudier la combinaison de ces traits pour étudier :

- L'évolution de la biomasse de la partie aérienne des plants
- La détection des stades de développement antérieurs à l'épiaison

Ces traits sont étudiés pour deux espèces de céréales et pour différentes modalités d'apport de fumure azotée afin de travailler sur des micro-parcelles présentant des architectures contrastées. La démarche adoptée est la suivante :

- 1) Développer des méthodes de mesure originales de ces traits par stéréoscopie, éventuellement en s'appuyant sur la littérature, et, dans le cas de la surface foliaire, valider la méthode existante proposée par Leemans et al. (2013). Cette étape inclut également de développer une méthode de segmentation sol-plante robuste aux variations d'illumination.
- 2) Evaluer si les méthodes de calcul utilisées permettent de différencier les architectures étudiées, ce qui est l'objectif agronomique.
- 3) Quantifier les erreurs commises (en champ via des mesures de référence et/ou en laboratoire) ainsi qu'identifier les sources de variabilité.
- 4) Comparer les résultats avec la littérature, notamment les performances présentées dans l'état de l'art.
- 5) Poser un regard critique sur les approches utilisées, identifier les limites et les perspectives.

Par le grand nombre de paramètres et de traits étudiés, ce travail prend une dimension exploratoire et vise notamment à dégager des pistes pour de futures recherches.

IV. Matériel et méthodes

1 Description des parcelles d'expérimentation

1.1 Site de Lonzée

Le champ d'essais de Lonzée est situé en Belgique dans la province de Namur sur la commune de Gembloux. Ses coordonnées géographiques sont : 50° 32' 58" N et 4° 44' 08" E (Google Maps). Le site présente une légère pente orientée au nord. Selon la carte numérique des sols de Wallonie (CNSW), le sol est limoneux à drainage naturel favorable et il y a présence d'un horizon B textural. La zone d'expérimentation est divisée en 180 micro-parcelles de 1,8 mètres de large et 6 mètres de long avec une bordure de 50 centimètres de part et d'autre des 6 mètres. Elles sont cultivées en froment d'hiver, variété Edgar, semé avec une densité de 250 grains par mètre carré. L'expérimentation réalisée porte sur 11 modalités d'apport d'azote (ammonitrate 27%) sur les 35 présentes dans le champ d'essais. Ces modalités sont présentées dans le Tableau 1. Les micro-parcelles étudiées représentent 64 micro-parcelles sur les 180. Pour chaque modalité, 4 répétitions sont prévues sans aucun prélèvement destructif. Ces micro-parcelles sont réparties spatialement en 4 blocs et chaque traitement est répété 1 fois par bloc. Pour les modalités 1, 8, 9, 10 et 11, quatre micro-parcelles supplémentaires sont destinées à des mesures de référence.

Tableau 1 : Modalités d'apport d'azote étudiées sur le site de Lonzée. Apport en 3 fractionnements, respectivement aux stades tallage, redressement et dernière feuille.

N° de modalité	Apport d'azote (kgN/ha)		
	Tallage	Redressement	Dernière feuille
1	0	0	0
2	0	0	60
3	0	60	0
4	60	0	0
5	0	60	60
6	60	0	60
7	60	60	0
8	60	60	60
9	30	90	60
10	30	60	90
11	90	30	30

1.2 Site de Gembloux

Le champ d'essais de Gembloux est situé en Belgique dans la province de Namur sur la commune de Gembloux. Ses coordonnées géographiques sont : 50° 33' 53" N et 4° 42' 37" E (Google Maps). Selon la CNSW, le sol est limoneux à drainage naturel favorable. La zone d'expérimentation est divisée en 48 micro-parcelles de 1,8 mètres de large et 6 mètres de long avec une bordure de 50 centimètres de part et d'autre des 6 mètres. Elles sont cultivées en orge de printemps, variété Planet. Les modalités d'apport d'azote (ammonitrate 27%) étudiées sont présentées dans le Tableau 2. Les micro-parcelles sont réparties spatialement en 8 blocs, dont 4 sont dédiés pour les prélèvements destructifs. Chaque traitement azoté est répété une fois par bloc.

Tableau 2 : Modalités d'apport d'azote sur le site de Gembloux. Apport en deux fractionnements, respectivement à la levée et au redressement.

N° de modalité	Apport d'azote (kgN/ha)	
	Levée	Redressement
1	0	0
2	90	30
3	90	0
4	0	30
5	135	45
6	45	15

2 Mesures de référence

2.1 Mesures de référence et protocoles

Leaf Area index. Les plants sont récoltés sur une ligne de culture sur une longueur de 50 centimètres. Le plant est déterminé comme appartenant à la zone d'échantillonnage si son plateau de tallage est dans la zone. Les feuilles sont ensuite découpées en laboratoire et collées sur du papier blanc. Les feuilles sont scannées et segmentées pour obtenir la surface de plante. Le LAI est le rapport entre cette surface et la taille de la zone échantillonnée : 50 x 15 centimètres (largeur d'un interligne).

Biomasse de la partie aérienne. Les échantillons sont récoltés sur 3 lignes de cultures sur une longueur de 50 centimètres. Ils sont coupés au sécateur au niveau du plateau de tallage afin de conserver la partie aérienne. L'ensemble des échantillons pour une micro-parcelle est pesé pour obtenir la masse humide. Les plantes sont ensuite mises à l'étuve à 60 degrés Celsius pendant 96 heures puis à nouveau pesées pour obtenir la masse sèche.

Hauteur : Pour les dates antérieures à l'épiaison, la hauteur mesurée est celle de l'insertion de la dernière feuille. Pour les dates suivantes, la hauteur est celle du sommet de l'épi, barbes non comprises. Pour une micro-parcelle, les hauteurs sont mesurées à l'aide d'un mètre gradué pour 12 spots déterminés par la position de 4 tuteurs en bordure et 3 positions sur la largeur : gauche-milieu-centre. Pour chaque spot, les hauteurs sont mesurées pour 3 tiges. La première tige est sélectionnée en positionnant le mètre aléatoirement dans la canopée et les 2 autres sont les tiges à sa droite. Cela permet d'éviter un choix subjectif des tiges à mesurer, qui conduirait à sélectionner les individus les plus hauts.

Talles : Les talles sont comptées sur les échantillons prélevés (avec leurs racines) pour les mesures de LAI et biomasse.

2.2 Liste des mesures réalisées (lieu et date)

Le Tableau 3 reprend la liste des acquisitions d'images et mesures de référence réalisées. De plus, des mesures de biomasse sur le site de Gembloux pour toutes les modalités ont été réalisées par l'étudiant en agronomie Gauthier Courtoy les 3, 9 et 28 mai et le 11 juin.

Tableau 3: Liste des mesures

		09 et 11-avr	23-avr	30-avr	02-mai	16-mai	25-mai	30-mai	05-juin	14-juin	04-juil
Lonzée	Images	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	Talles	✓		✓	✓						
	LAI	✓		✓	✓						
	Biomasse	✓		✓	✓		✓				
	Hauteur					✓	✓	✓	✓		

		16-avr	27-avr	07-mai	14-mai	22-mai	28-mai	04-juin	15-juin	28-juin
Gembloux	Images	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓

3 Acquisition des images

3.1 Description du dispositif d'acquisition d'images

Les images ont été acquises à quatre positions réparties à intervalle régulier sur la longueur des micro-parcelles. Ces positions étaient indiquées par des tuteurs afin d'être respectées à chaque prise de données. Le dispositif est constitué de caméras fixées sur une structure en profilés d'aluminium (Figure 11, Figure 12).

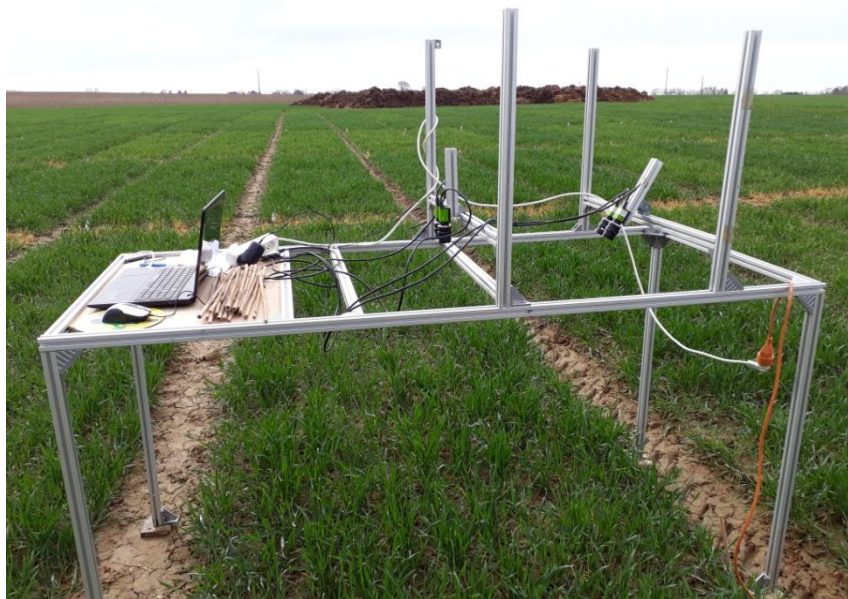


Figure 11 : Photographie du dispositif d'acquisition

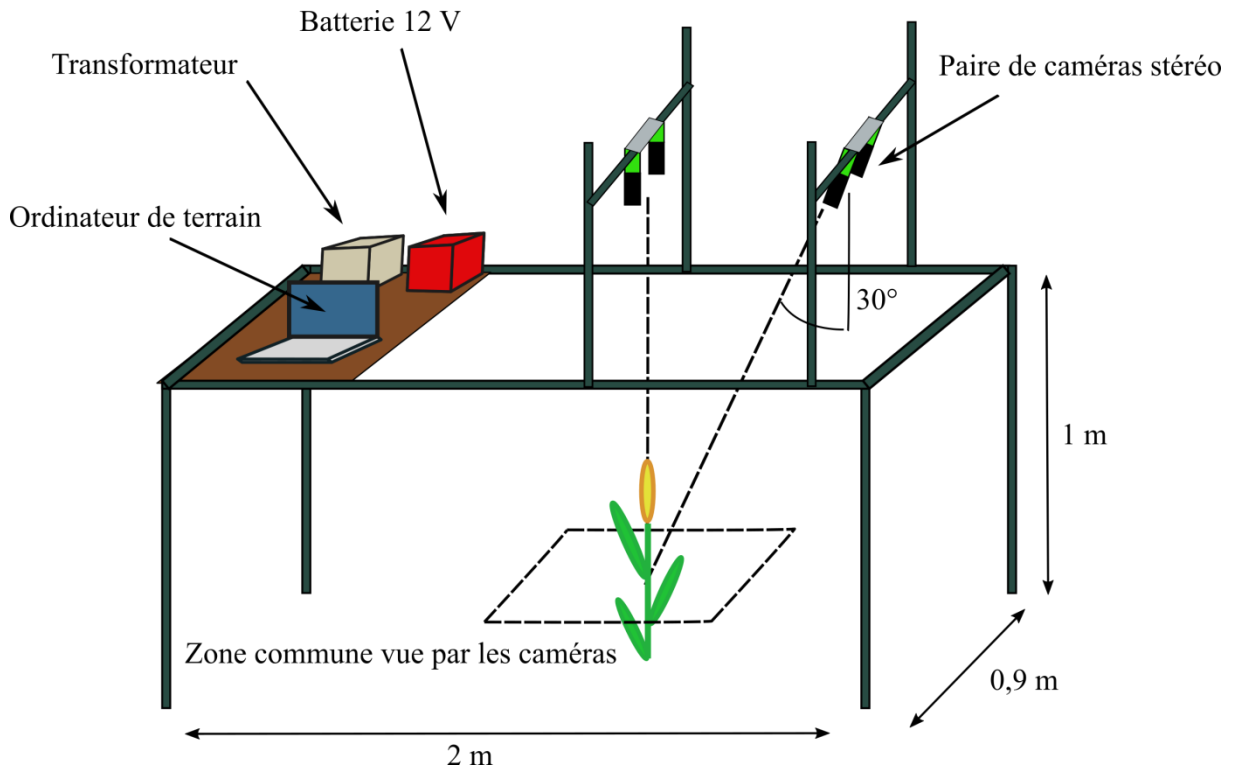


Figure 12 : Schéma du dispositif d'acquisition

Il a été choisi de maintenir une distance de 1 mètre entre le sommet de la canopée et les caméras nadir. Une petite distance permet d'augmenter la résolution de disparité mais réduit le champ de vision (Müller et al., 2015). La distance choisie permet un champ de vision adapté à la largeur des parcelles expérimentales et suffisamment grand pour estimer le LAI de façon représentative. Augmenter la distance entre les caméras améliore la résolution de disparité mais provoque plus d'occlusions (Müller et al., 2015). Les centres des caméras sont espacés de 50 millimètres. Ce faible écartement a été sélectionné dans le but de couvrir une zone assez grande. En effet, plus les caméras sont écartées, plus la zone commune aux deux images est faible et la surface couverte par la carte de profondeur réduite. De plus, en raison du bruit dans le signal de disparité, augmenter la résolution de profondeur n'a pas beaucoup d'intérêt, la distance de 1 mètre conférant déjà une fine résolution.

Les 4 caméras utilisées sont des modèles GO-5000-USB du groupe JAI possédant un capteur CMOS de 2048x2560 pixels équipé de filtre Bayer (image RGB). Il est possible de diminuer la taille des images. Chaque cellule du capteur est de 5x5 micromètres. Le mode automatique est sélectionné pour la gestion du temps d'intégration. Les caméras sont équipées d'objectifs KOWA LM16HC à focale de 16 millimètres. L'ouverture de l'iris a été réglée sur F2.8 suite à des tests. La distance de mise au point est réglée sur 1 mètre. Les images sont acquises en 12 bits (nombre de bits pour coder la valeur de chaque pixel) et enregistrées au format TIFF. Une interface graphique a été développée sous Matlab pour visualiser les zones vues par les caméras avant acquisition et les images après acquisition. Des boutons permettent de l'acquisition, la sauvegarde et la suppression d'images.

Pour les premières sorties, l'alimentation était assurée par un groupe électrogène de terrain. Cela nécessitait cependant de transporter ce groupe et de manipuler une allonge. L'alimentation a ensuite été assurée par une batterie 12 Volt.

3.2 Etalonnage des caméras stéréoscopiques

L'étalonnage a été réalisée à l'aide de l'application "Stereo Camera Calibrator" de Matlab. Trente paires d'images d'un damier (9X6 cases de 40 millimètres de côté) ont été prises sous différentes orientations (Figure 13). L'échiquier a été positionné à des distances de 0,8 à 1,2 mètres des caméras afin de respecter la distance de mesure des objets d'intérêt (les cultures). Le damier a été déplacé sur l'ensemble du champ de vision de la caméra afin de tenir compte de la distorsion, souvent plus importante au bord de l'image.

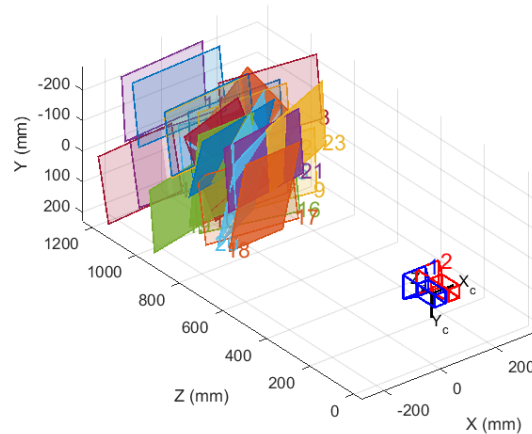


Figure 13 : Position des caméras (X et Y) et orientations du damier

Pour chaque image, le programme détecte les éléments du damier et, connaissant la dimension de chaque case (fournie par l'opérateur), calcule les distances dans l'image. L'étalonnage présente une erreur moyenne de 0,58 pixels. Il est possible de supprimer les images induisant le plus d'erreurs pour diminuer l'erreur moyenne. L'erreur moyenne devient de 0,32 pixels. Il reste 14 paires d'images, ce qui correspond au nombre conseillé dans l'aide de Matlab pour obtenir les meilleurs résultats (10 à 20 paires). Différents indicateurs ont permis de vérifier la bonne qualité de l'étalonnage. La visualisation des points reprojétés montre que ceux-ci correspondent aux points détectés sur les images de damier (Figure 14).

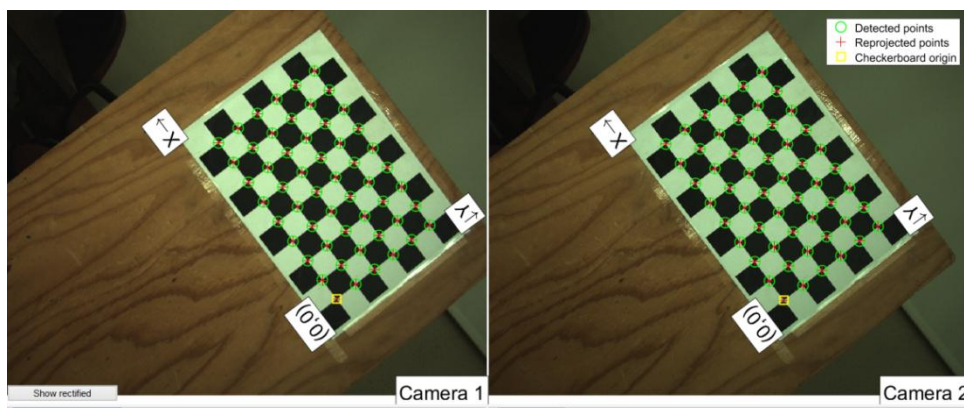


Figure 14 : Reprojection des points

Un aperçu des images après rectification montre qu'elles sont bien alignées et qu'il n'y a pas de distorsion (Figure 15).

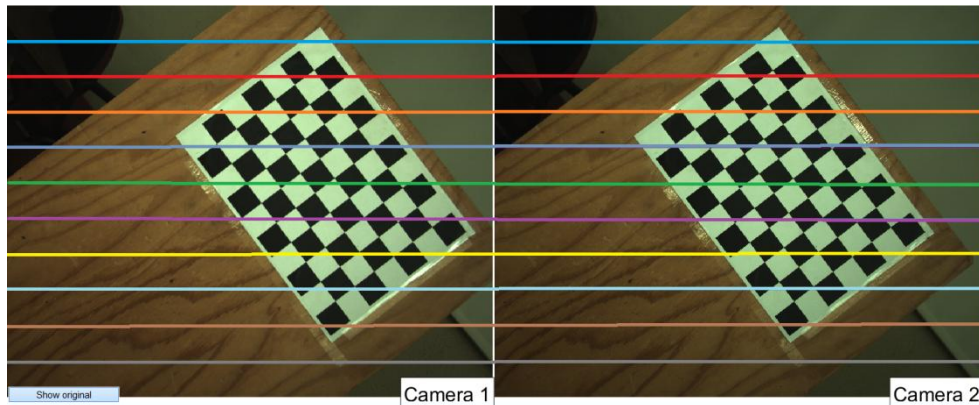


Figure 15 : Aperçu des images après rectification. Les lignes affichées permettent de vérifier l'alignement.

La deuxième paire de caméras a été étalonnée de la même façon. L'erreur est de 0,35 pixels pour les 17 images conservées.

4 Traitement des images

4.1 Construction d'une carte de disparité

4.1.1 Mise en correspondance

Les traitements d'image ont été réalisés avec le logiciel MatlabR2016a. La mise en correspondance a été effectuée avec la fonction "disparity" après rectification des images à l'aide des paramètres d'étalonnage (fonction "rectifyStereoImages"). La fonction "disparity" utilise un filtre Sobel puis calcule la disparité de chaque pixel en utilisant l'algorithme "Semi-global block matching" de Hirschmüller (2007). Cette fonction appelle en fait la fonction "SGBM" de OpenCV. Les deux paramètres les plus importants sont la taille de la fenêtre de corrélation utilisée ("blocksize") et l'intervalle de disparité.

Fenêtre de corrélation. La valeur optimale de taille de fenêtre de corrélation dépend de la dimension des objets dans l'image. Pour de fines feuilles, la valeur 5 fournit les meilleurs résultats. Cette valeur a été utilisée.

Intervalle de disparité. Il s'agit de la gamme entre 0 et la valeur maximale de disparité rencontrée dans l'image. Pour déterminer cet intervalle pour chaque jeu d'images, une représentation anaglyphe d'une paire d'images a été utilisée. Une représentation anaglyphe est une superposition de l'image de gauche affichée, par convention, en rouge et de l'image de droite affichée en cyan (Figure 16). La disparité est la distance mesurée entre les pixels représentant un même point, elle est maximale pour les objets les plus proches des caméras. Cette disparité maximale a été mesurée manuellement avec l'outil de mesure "imtool" afin d'obtenir son ordre de grandeur. En plus de cela, une partie de l'algorithme permet de l'augmenter si les valeurs de disparité calculées plafonnent au maximum de l'intervalle choisi.

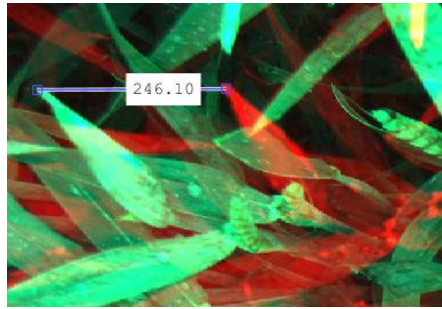


Figure 16 : Détermination de l'ordre de grandeur de la disparité maximale sur base d'une image anaglyphe

Le paramètre "UniquenessThreshold" permet de supprimer des disparités incertaines, pour lesquelles la meilleure valeur du critère de corrélation retenue est trop différente de la seconde meilleure. La valeur par défaut (15) supprime trop de points corrects dans le cas de feuilles. Le paramètre est fixé à 5. Deux autres paramètres modifiés sont "speckleWindowSize" et "speckleRange". La fonction "disparity" Matlab ne permet pas de modifier ceux-ci. Leur valeur est réglée à 0 et l'utilisateur ne peut pas le modifier en paramètre d'entrée. Le code de la fonction "disparity" a donc été modifié directement pour changer la valeur de ces paramètres. Leur utilité est de supprimer les points erronés aux frontières entre deux objets à des distances différentes. La mise en correspondance est validée si, dans une fenêtre de taille "speckleWindowSize", les disparités minimum et maximum détectées sont dans la gamme "speckleRange" (Bradski et Kaehler, 2008). Suite à plusieurs tests, "speckleWindowSize" a été fixé à 50 et "speckleRange" à 4.

4.1.2 Remplissage de la carte de disparité

Certains points ne peuvent pas être mis en correspondance avec d'autres. Ce phénomène courant est causé par les occlusions mais aussi dans des zones de texture homogène (Gutiérrez et Marroquin, 2003). Il en résulte des trous dans la carte de disparité. Un modèle doit être utilisé pour remplacer ces trous par des valeurs de disparité cohérentes. Ce problème comporte de multiples solutions (Gutiérrez et Marroquin, 2003). L'algorithme utilisé est une implémentation de la méthode "MoyenPlusPropagationDuFond" de Yun et al. (2012).

4.1.3 Validation de la méthode de mise en correspondance et du remplissage

Afin de valider la méthode de mise en correspondance et de construction d'une carte de disparité dense, le jeu de données de référence de Middlebury a été utilisé (Scharstein et Szeliski., 2002). Les deux images de référence de 2003 ("cones" et "teddy") ont été choisies pour évaluer la méthode car elles présentent des scènes complexes avec des objets de formes et tailles différentes (Figure 17). La construction de ces images de référence est détaillée par Scharstein et Szeliski (2003). En ne considérant pas les zones pour lesquelles la mise en correspondance est impossible, les taux d'erreur sont de 7,4 % pour "cones" et 9,5 % pour "teddy". Cependant, pour des images plus simples (par exemple un simple drap texturé) du jeu de données de Middlebury de 2006, le taux d'erreur peut descendre jusque 2 %. Ces images n'ont pas été considérées car elles présentent des motifs plus répétitifs pour lesquels l'algorithme fournit ses meilleures performances si les paramètres sont adaptés au cas par cas. D'une manière générale, les paramètres doivent être adaptés aux objets présents dans la scène. L'image de référence la plus représentative d'une canopée est l'image "Aloe" de 2006. Le taux d'erreur est de 8,4 %. Ces résultats valident l'utilisation de l'algorithme proposé. A titre de comparaison, pour les images "cones" et "teddy", Li et al. (2017) trouvent respectivement des taux

d'erreur, pour les régions sans occlusions, de 12,2 et 15,5 % pour leur implémentation de l'algorithme "Semi-Global BlockMatching". Avec leur meilleur algorithme, ils atteignent des valeurs de 2,9 % et 7,0 %.

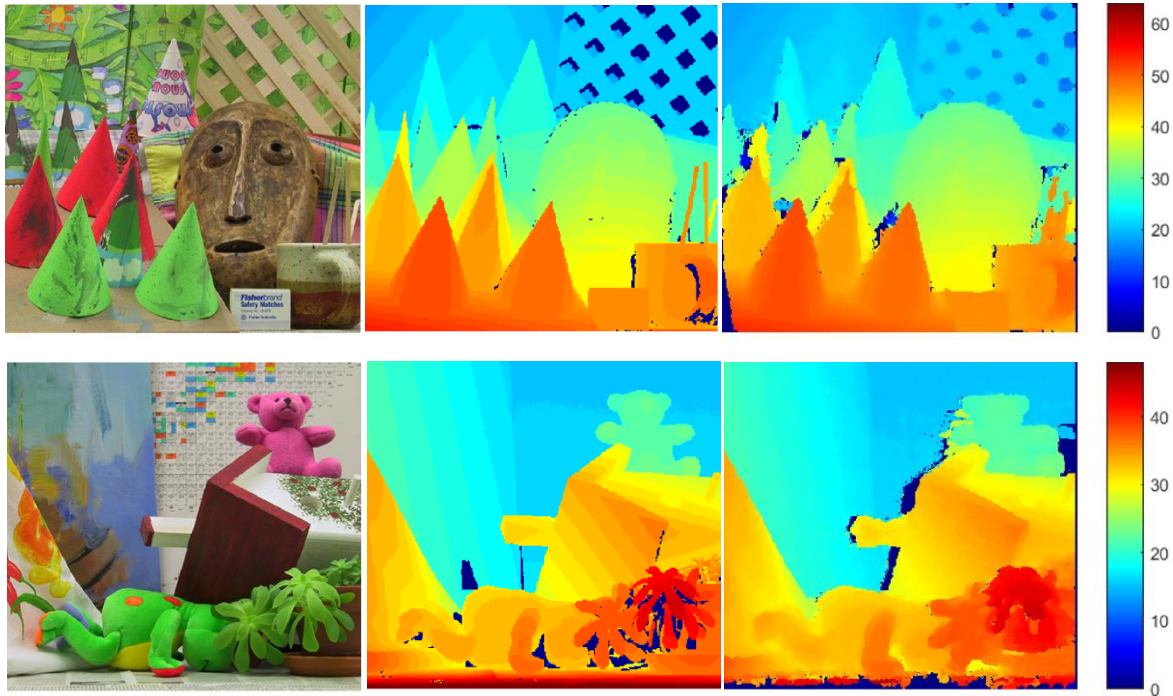


Figure 17 : Tests sur le Middlebury data set. De gauche à droite : a) Partie de l'image vue par les deux caméras ; b) Carte de disparité de référence ; c) Carte de disparité obtenue ; d) Echelle de disparité (en pixels)

4.2 Segmentation

4.2.1 Rappel théorique sur les Séparateurs à vaste marge (SVM)

Cette explication est largement basée sur le livre de Maimon et Rokach (2010). Les SVM sont une famille de méthodes d'apprentissage automatique supervisé utilisée pour résoudre des problèmes de classification ou de régression. Considérons un problème de classification (par exemple la segmentation d'une image). S'il est possible de séparer les classes par un hyperplan dans l'hyper-espace formé par les prédicteurs, la meilleure classification est celle qui minimise le risque d'erreur, c'est-à-dire qui maximise l'écart entre l'hyper-plan et les échantillons les plus proches de chaque classe. Cet écart est appelé marge (Figure 18).

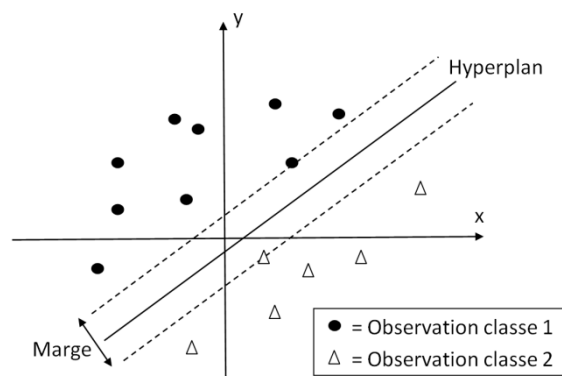


Figure 18 : Plan de séparation et marge dans un espace à deux dimensions (source : schéma personnel)

La classification repose sur un ensemble de données d'entraînement. Cependant, dans les méthodes les plus élaborées, toutes les données d'entraînement ne sont pas utilisées ou alors celles-ci se voient attribuer une pondération. Cela permet de réduire le temps de calcul en supprimant les données loin de la zone de décision. La position de l'hyper-plan dépendra uniquement d'un sous ensemble des données d'entraînement. Les éléments de ce sous ensemble sont appelés vecteurs support.

Pour des données non linéairement séparables, il est possible de se ramener à un modèle linéaire en décrivant celles-ci dans un espace de dimension supérieure (Figure 19). Cette méthode s'appelle l'astuce du noyau.

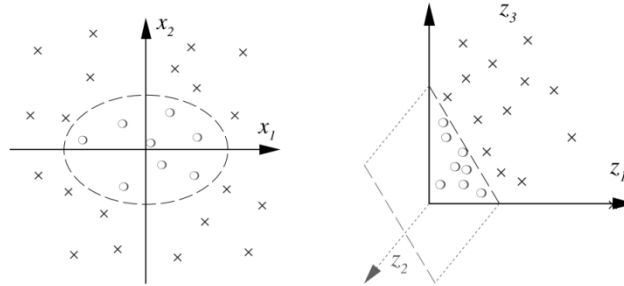


Figure 19 : Redescription dans un espace de dimension supérieure (Maimon et Rokach, 2010)

Les SVM sont des classificateurs binaires. Cependant, pour améliorer la segmentation de canopée, il est parfois nécessaire de travailler avec plus de classes. Par exemple, les ombres sur le sol constituent une troisième classe. La détection des épis fait également appel à une classe supplémentaire. Le problème de classification en 3 classes peut être résolu par un ensemble de 3 SVM binaires (Tableau 4). Par exemple, ici le classificateur 1 est entraîné par rapport à la classe 1 et à la classe 2. L'approche multi-classe classique consiste à recombinaison des résultats des différents classificateurs. Il est cependant possible de réduire le temps de calcul en utilisant le principe "Error Correcting Output Codes" (ECOC). Pour chaque observation, un vecteur avec des scores (une valeur pour chaque SVM) est généré. Ce vecteur est ensuite comparé aux codes présentés dans le tableau 3. Chaque colonne reprend un code. Le code dont le vecteur score est le plus proche indique comment classer l'observation (Liu et al., 2006).

Tableau 4 : Combinaison de 3 SVM binaires.

	Classificateur 1	Classificateur 2	Classificateur 3
Classe 1	1	-1	0
Classe 2	-1	0	1
Classe 3	0	1	-1

4.2.2 Méthode de segmentation utilisée

Les images, avant l'émergence des épis, ont été segmentées en 2 classes (sol et végétation) par un SVM entraîné sur base de 10 images. Afin de fournir un grand nombre de points au classificateur, des polygones des 2 classes ont été sélectionnés sur les images d'entraînement (plutôt que de sélectionner des points individuels). Tous les pixels compris dans ces polygones ont été utilisés pour l'entraînement. Les prédicteurs sont les composantes des espaces couleurs RGB et HSI. L'espace HSI est utilisé pour rendre la classification plus robuste aux différentes conditions lumineuses.

4.2.3 Validation de la méthode de segmentation

Une première approche pour valider la segmentation est de scinder le jeu de pixels classés en un jeu d'entraînement et un jeu de validation (70 % entraînement et 30 % validation). Le jeu d'entraînement est utilisé pour entraîner le modèle et les performances sont déterminées au moyen de la matrice de confusion obtenue en appliquant le modèle au jeu de validation (Figure 20).

Exactitude = 98,5%		Classe prédite	
		Sol	Plante
Classe réelle	Sol	37,8%	0,1%
	Plante	1,4%	60,7%

Figure 20 : Matrice de confusion pour le jeu de validation de la segmentation sol-plantes. Chaque case reprend le pourcentage de pixels du jeu de validation ayant la classe réelle et la classe prédite correspondantes

Les zones pour lesquelles il y a saturation¹ des pixels n'ont pas été utilisées pour entraîner le modèle. En effet, ces zones sont généralement des feuilles mais il peut aussi s'agir de sol. Le modèle considère les zones saturées comme des plantes. Il en résulte quelques erreurs lorsque du sol est saturé. La seule solution à ce problème serait d'éviter la saturation lors de l'acquisition d'images. Comme les pixels n'ont pas été sélectionnés dans ces zones, l'exactitude décrite par la matrice de confusion ci-dessus est surestimée.

Une seconde approche, plus indirecte, est d'entraîner et tester l'algorithme sur des images de référence. Quinze images de référence provenant du jeu de données de 2011 fourni par Guo et al. (2017) ont été utilisées. Pour chacune de ces images, une segmentation manuelle a été réalisée par les auteurs et une image binaire de référence est disponible. Les images représentent une canopée de froment dans des conditions très variées : soleil, ombre, sol sec, sol humide, présence de débris végétaux sur le sol, gouttes d'eau sur les feuilles,...(Figure 21). Chaque image présentant une condition différente, le modèle a été entraîné sur base de polygones sélectionnés dans les 15 images. Deux classes ont été considérées : le sol et les plantes.



Figure 21 : Images de référence (Guo et al., 2017)

Pour chaque image, l'image binaire obtenue par SVM a été comparée à l'image de référence (Figure 22). Le taux d'erreur moyen (pixel mal classé) est de 17%. En appliquant un filtre médian 10x10 (meilleur filtre testé), ce taux d'erreur baisse à 16%. Ce résultat est un taux d'erreur maximum car le classificateur a été entraîné dans des conditions extrêmement différentes avec seulement 2 classes. Il montre la robustesse de la méthode.

¹ La saturation d'un pixel exprime que son niveau d'intensité présente la valeur maximale possible (par exemple 255 pour des pixels codés en 8 bits). Ce phénomène est dû aux caractéristiques du capteur qui limitent la luminance maximale décelable (<https://people.csail.mit.edu/hasinoff/pubs/hasinoff-saturation-2012-preprint.pdf>, consulté le 12/08/18).

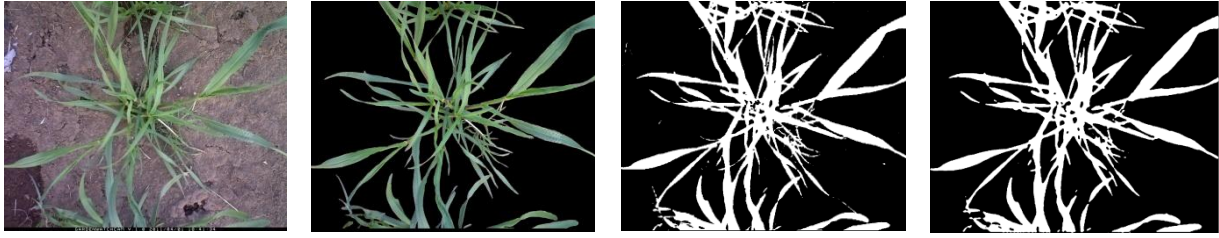


Figure 22 : Segmentation sol-plante. De gauche à droite : a) Image RGB ; b) Segmentation de référence ; c) Image binaire obtenue par SVM ; d) Image binaire obtenue par SVM + filtre médian de 10x10 pixels

4.3 Calcul du taux de couverture, du LAI et du MTA en vue nadir

Le taux de couverture est simplement le ratio du nombre de pixels de plante sur le nombre de pixels total. Il est obtenu directement à partir d'une image segmentée. Le LAI est déterminé par la triangulation décrite ci-dessous (I). Pour l'angle moyen MTA deux méthodes ont été comparées : la triangulation et l'échantillonnage (II). Ces méthodes nécessitent un nuage 3D de points de classe plante avec les coordonnées exprimées en mètres. Pour cela, la carte de disparité est convertie en une carte de profondeur. Connaissant approximativement la hauteur de la caméra par rapport au sol (ce point sera discuté plus tard), il est possible d'obtenir une carte de hauteur par rapport au sol pour les points de classe plante en soustrayant les valeurs de la carte de profondeur à la distance caméra-sol (celle-ci est considérée comme le percentile 90 des profondeurs des points de classe sol). En effet, pour calculer le LAI et le MTA, il n'est pas nécessaire de connaître précisément la distance entre le nuage de points de plantes et le sol mais simplement de considérer le sol suffisamment profond pour que tous les points de plante aient une hauteur positive. Une carte de hauteur est obtenue (Figure 23). La hauteur Z est exprimée en mètres et les coordonnées X et Y dans l'image sont exprimées en pixels. Afin d'obtenir le nuage de points 3D, la dernière étape consiste à multiplier X et Y par la dimension réelle en mètres représentée par un pixel, nommée $pitch$:

$$pitch = \frac{pitchCamera * P_{canopee}}{f}$$

où $pitchCamera$ est la taille d'un côté d'un pixel au niveau du capteur ($5 \cdot 10^{-6}$ mètres par pixel), $P_{canopee}$ est la distance moyenne entre les points de plantes et la caméra (mètres) et f est la distance focale (pixels).

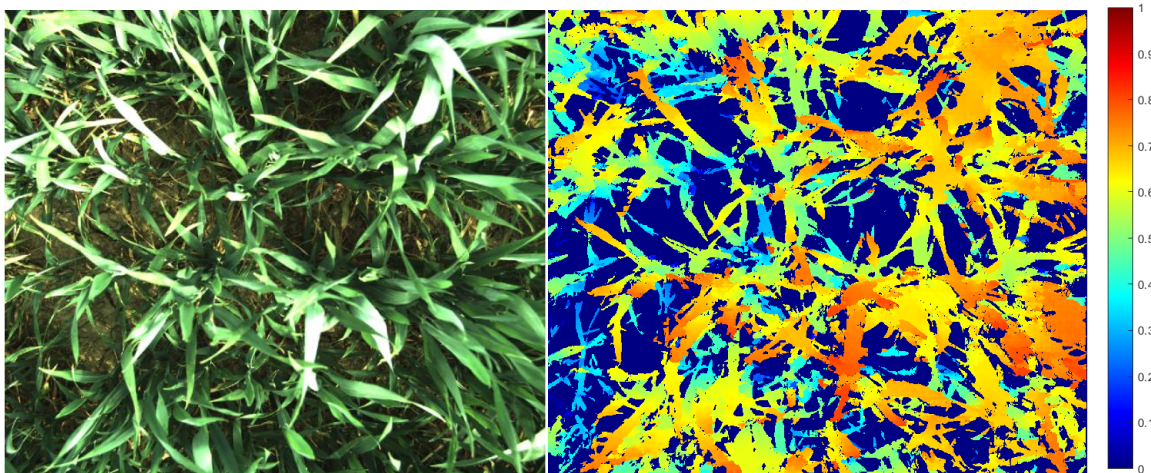


Figure 23 : Carte de hauteur. A gauche : image RGB. A droite : Carte de hauteur par rapport au sol, échelle exprimée en mètres.

I) Triangulation

Une triangulation consiste à relier tous les points d'un ensemble afin de former des triangles de telle sorte qu'aucun triangle ne contienne d'autre point que ses sommets et qu'aucun triangle ne recouvre un autre (Loch, 2004). Une triangulation a été appliquée sur les points du nuage 3D.

Pour chaque triangle, de sommets A, B et C, on considère le produit vectoriel :

$$\vec{CP} = \vec{AB} \times \vec{AC}$$

L'aire du triangle est la moitié du module de ce produit (Leemans et al., 2013 ; An et al., 2017). Le vecteur CP est normal au plan du triangle. L'angle formé entre le triangle et l'axe vertical z est :

$$\alpha = \arccos \frac{CP_z}{\|\vec{CP}\|}$$

Un critère de taille maximale a été utilisé pour rejeter les triangles trop grands, dus à des sommets situés sur des feuilles différentes. La surface de plante totale correspond à la somme des surfaces des triangles individuels divisée par le taux de triangles non rejetés et le taux de mise en correspondance des pixels. Le LAI est obtenu en divisant la surface de plante par la surface totale de l'image à hauteur de la canopée :

$$LAI = \frac{A_{plante}}{A_{image}} \text{ avec } A_{image} = N_{pixels} * pitch^2$$

où N_{pixels} est le nombre de pixels total de l'image et $pitch$ est la distance réelle représentée par un pixel (mètres).

Afin d'estimer l'erreur introduite par cette méthode, des feuilles d'orge ont été collées sur du papier et photographiées en laboratoire après avoir été scannées pour connaître leur surface. Vingt paires d'images ont été acquises pour des orientations différentes de la feuille de papier, à distance d'un mètre des caméras.

II) Echantillonnage

L'algorithme construit procède en divisant l'image en un nombre déterminé de mailles (par exemple 500 carrés de 100x100 pixels). A l'intérieur de chaque maille, il recherche des zones de plante carrées de 30x30 pixels pour laquelle la hauteur est connue en tout point. Afin que ces zones se situent sur des feuilles uniques et non à cheval sur plusieurs feuilles, un filtre de détection de contours de type Canny est utilisé pour exclure les pixels aux frontières des feuilles. Si le nombre de zones satisfaisant ces critères est inférieur à 10 dans toute l'image, l'algorithme recommence la recherche en limitant la taille des zones à 20x20 puis 10x10 pixels (c'est le cas dans les premiers stades de développement de la culture, pour de petites feuilles). La fonction "fit" de Matlab est utilisée pour ajuster un plan sur le nuage de points échantillonné pour chaque zone (Figure 24). Soit $\vec{V1}$ un vecteur normal à ce plan et $\vec{V2}$ un vecteur normal au plan du sol XY. L'angle θ de la zone de feuille échantillonnée est obtenu par :

$$\theta = \cos^{-1} \frac{\vec{V1} * \vec{V2}}{\|\vec{V1}\| * \|\vec{V2}\|}$$

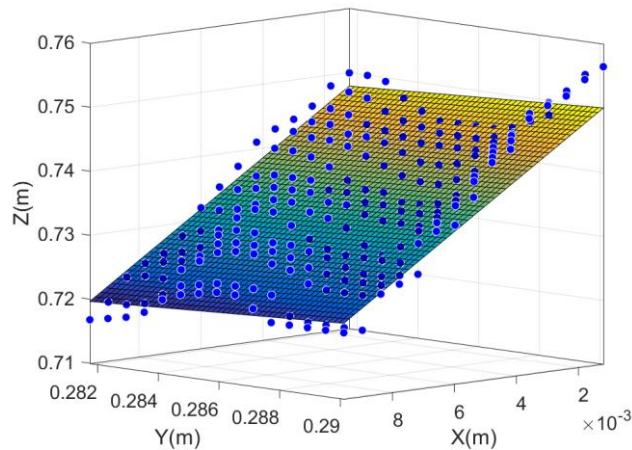


Figure 24 : Ajustement d'un plan sur le nuage de points d'une zone échantillonnée

Le MTA est la moyenne des angles trouvés pour toutes les zones échantillonnées. Cette méthode ne permet pas d'estimer le LAI. Elle permet par contre d'obtenir le MTA mais aussi un histogramme de répartition des angles au sein de la canopée (Figure 25). Procéder par échantillonnage dans des mailles permet de traiter un maximum de feuilles différentes avec un faible temps de calcul. La méthode peut par ailleurs être adaptée pour travailler à partir d'une carte de disparité éparse. Au contraire, la triangulation nécessite une carte de disparité relativement dense.

Pour évaluer l'erreur de la méthode, les feuilles d'orge de référence ont été photographiées avec 10 angles différents par rapport à la verticale. Les angles de référence ont été mesurés avec un inclinomètre.

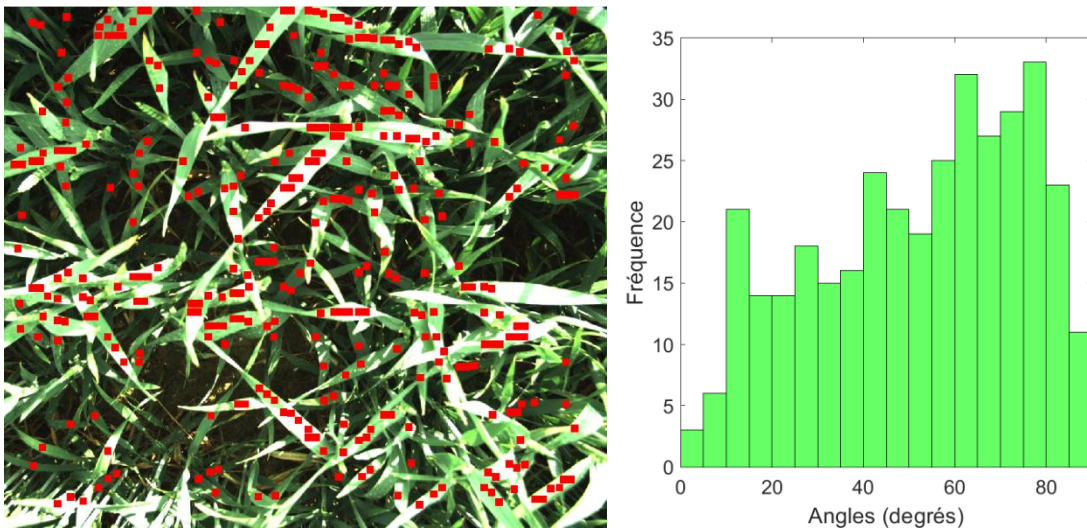


Figure 25 : Illustration de la méthode par échantillonnage. De gauche à droite : a) Carte de répartition des zones échantillonnées (carrés rouges) ; b) Exemple d'histogramme de répartition des angles obtenu

4.4 Calcul du LAI pour la vue avec un angle zénithal de 30 degrés

La méthode est globalement la même que pour la vue nadir. Cependant, cette fois la triangulation est directement effectuée sur la carte de profondeur (Figure 26). En effet, il n'est plus possible d'obtenir la hauteur des plantes par rapport au sol. De plus, l'hypothèse selon laquelle la distance réelle représentée

par un pixel est la même pour toute l'image n'est plus correcte. Il est nécessaire de calculer cette distance pour chaque pixel :

$$pitch_i = \frac{pitchCamera * P_i}{f}$$

où $pitch_i$ est la distance représentée par le pixel i , $pitchCamera$ est la taille d'un côté d'un pixel au niveau du capteur ($5 \cdot 10^{-6}$ mètres par pixel), P_i est la distance entre le point de plante représenté par le pixel i et la caméra (mètres) et f est la distance focale (pixels). Une autre modification nécessaire est de couper les 1/5 gauche et droit des images, la mise en correspondance étant moins bonne sur les côtés.

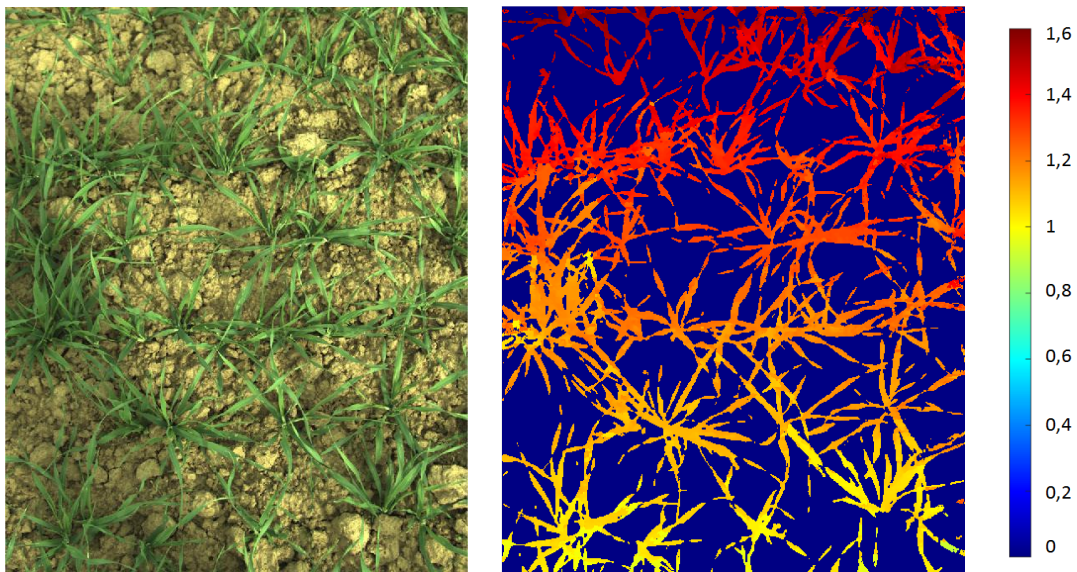


Figure 26 : Carte de profondeur. De gauche à droite : a) Image couleur, orge de printemps le 27 avril 2018 ; b) Carte de profondeur des points "plante" (la profondeur du sol est fixée à 0) ; c) Echelle de profondeur (m)

4.5 Filtres et réduction du nombre de pixels

Après des tests préliminaires de calcul du LAI et de l'angle effectués avec la méthode des triangles, il ressort que le grand nombre de pixels des images (2048 x 2560) peut poser problème. Ce résultat, au premier abord surprenant, sera explicité dans la section "Résultats et Discussion". Les calculs de LAI et d'angle ont donc été effectués sur les toutes images acquises en champs pour deux transformations des images :

- Changement de taille pour se ramener à 1024 x 1280 pixels par la fonction "imresize" de Matlab. Les valeurs des nouveaux pixels sont des moyennes pondérées des pixels dans un voisinage 4x4.
- Maintien de la taille mais application d'un filtre médian de 10 x 10 pixels sur la carte de profondeur.

4.6 Mesure de la hauteur des plants par vue nadir

La hauteur de chaque point peut être obtenue par différence entre la hauteur de la caméra par rapport au sol et la valeur de ce point dans la carte de profondeur. Cependant, la hauteur de la caméra varie pour chaque micro-parcelle, en fonction de la profondeur des ornières où sont posés les pieds de la structure d'acquisition d'images (Figure 27). Ces ornières peuvent avoir été plus ou moins

approfondies par le passage de machines. Ce premier problème nécessite de connaître pour chaque micro-parcelle la distance S caméra-sol. Pour cela, une première approche consiste à considérer la distance caméra-sol comme le percentile 90 des distances caméras-points de classe sol sur l'ensemble de la carte de profondeur.

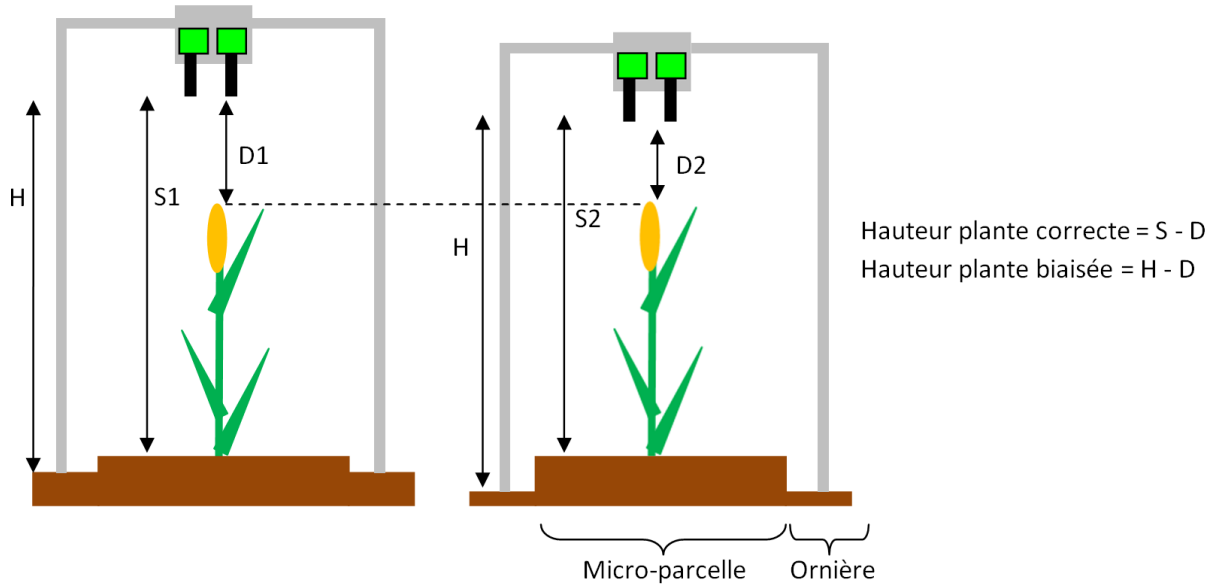


Figure 27 : Illustration de la différence de distance caméra-sol entre des micro-parcelles différentes
(source : schéma personnel)

De plus, au sein d'une même image, la hauteur de la caméra par rapport au sol peut varier à cause de la pente du terrain, combinée au fait que la caméra n'est pas parfaitement perpendiculaire au sol (Figure 28).

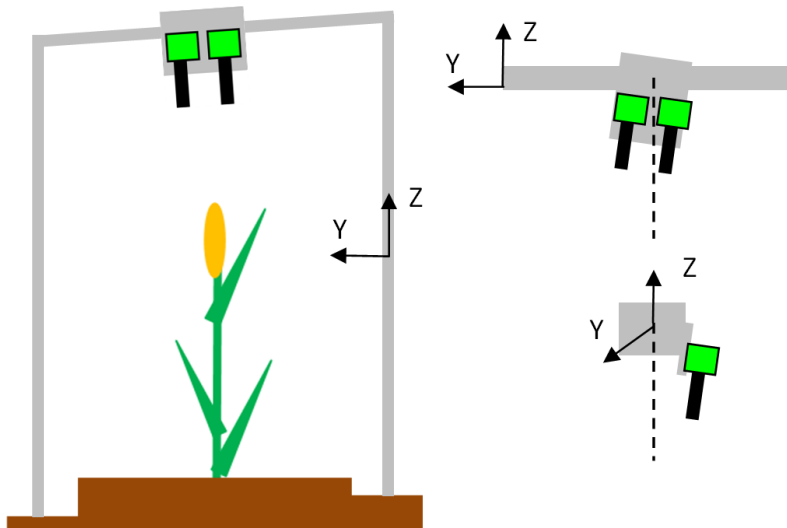


Figure 28 : Illustrations des problèmes de non perpendicularité entre la caméra nadir et le sol (source : schéma personnel). A gauche : Le problème est dû à une ornière. A droite : Le problème est dû au montage de la structure d'acquisition.

Afin de corriger ce problème, les cartes de profondeur ont été divisées en 30 mailles carrées. La distance caméra-sol pour chaque maille est le percentile 90 des distances caméras-points de classe sol. En théorie, cette méthode permet de corriger les hauteurs de plantes déterminées avec la première

approche. En pratique, lorsque la canopée se referme, il est difficile de détecter du sol dans chacune des mailles.

En résumé, deux approches ont été testées :

- La distance caméra-sol est le percentile 90 des distances caméras-points de classe sol sur l'ensemble de la carte de profondeur.
- La carte de profondeur est divisée en 30 mailles carrées. Pour chaque maille, une distance caméra-sol est calculée de la même façon que pour la première approche.

Pour chaque approche, trois descripteurs ont été sélectionnés pour caractériser la hauteur de la canopée à partir des hauteurs de l'ensemble des points : hauteur moyenne, écart type et percentile 85 des hauteurs.

Pour des hauteurs de caméras trop élevées ($> 1,6$ mètres), la carte de profondeur du sol n'est plus correcte. Les deux hypothèses pour expliquer cela sont que la mise en correspondance est faussée par l'homogénéité texturale des zones ombragées et que des feuilles basses et ombragées peuvent être accidentellement considérées comme du sol. Pour ces images, il est nécessaire de fixer la hauteur des caméras à une valeur mesurée au mètre gradué sur le terrain. Cela ne permet plus de tenir compte des variations de distance caméra-sol entre les micro-parcelles.

4.7 Détection et comptage des épis

Sur les images présentant des épis, la segmentation divise l'image en 3 classes : sol, feuilles et épis (Figure 29, Figure 30). Les variables sélectionnées pour entraîner le SVM sont les composantes des espaces couleurs RGB et HSI mais aussi la distance par rapport au percentile 95 des hauteurs et deux paramètres texturaux : la moyenne des intensités des pixels sur un voisinage carré de 7×7 pixels et le carré de la différence d'intensité de chaque pixel du voisinage avec le pixel central. En effet, lorsque les épis sont encore verts, les informations couleurs seules ne permettent pas une bonne segmentation. L'ajout de l'information hauteur permet de détecter les épis mais des parties de feuilles situées à la même hauteur sont également détectées. La texture permet d'améliorer les résultats. Un filtre médian de 15×15 pixels est appliqué pour supprimer les petits éléments de feuilles qui auraient tout de même été considérés comme des épis. Le filtre permet également de "remplir" les trous dans les épis. Les objets d'une surface inférieure à 20 pixels sont supprimés.

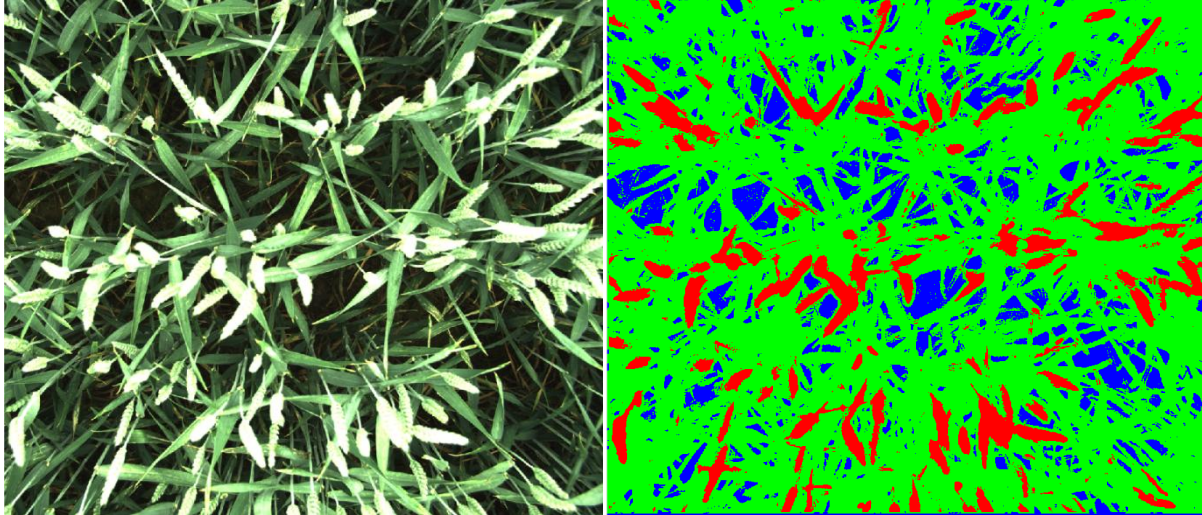


Figure 29 : Segmentation d'une image avec épis. A gauche : Image couleur, froment d'hiver photographié le 5 juin. A droite : Image segmentée avant application du filtre médian (sol en bleu, feuilles en vert et épis en rouge)

Exactitude = 99,8 %		Classe prédite		
		Sol	Feuilles	Epis
Classe réelle	Sol	24,60%	0%	0%
	Feuilles	0%	62,40%	0,07%
	Epis	0%	0,13 %	12,80%

Figure 30 : Matrice de confusion pour le jeu de validation de la segmentation sol-feuilles-épis. Chaque case reprend le pourcentage de pixels du jeu de validation ayant la classe réelle et la classe prédite correspondantes

La fonction "bwlabel" de Matlab est utilisée pour identifier les différents objets dans l'image binaire correspondant à des épis. Cependant, le nombre d'objets sous-estime le nombre réel d'épis à cause des nombreux recouvrements entre ceux-ci (deux épis qui se recouvrent sont comptés comme un seul objet). Afin de contourner ce problème, un algorithme de squelettisation de l'image binaire a été utilisé (Figure 31). Les segments trop courts (< 15 pixels) du squelette sont supprimés. Enfin, le nombre d'intersections entre les éléments du squelette correspond au nombre de recouvrements entre épis. Le nombre total d'épis est la somme du nombre d'objets et du nombre d'intersections dans le squelette. Afin de fournir une référence pour le comptage, les épis ont été comptés "manuellement" sur 180 images acquises le 5 juin par temps nuageux.

Les performances de la méthode proposée ont été comparées à une autre méthode : estimer le nombre d'épis par régression avec le nombre de pixels de classe épis dans l'image binaire.

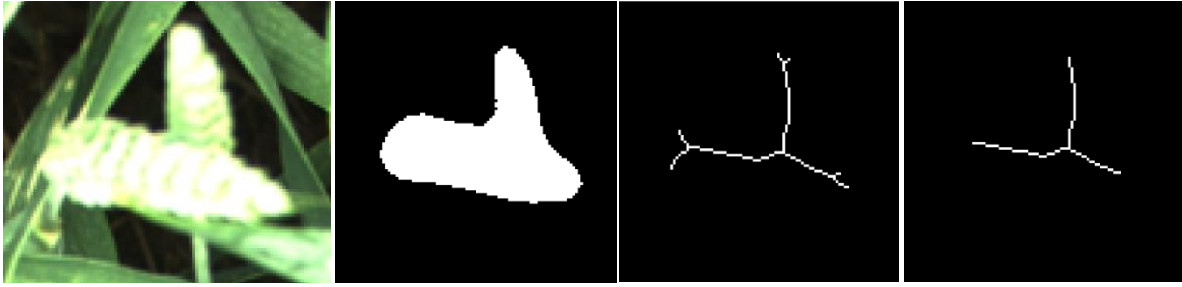


Figure 31 : Détection du recouvrement entre deux épis. De gauche à droite : 1) Recouvrement entre deux épis sur image couleur ; 2) Image binaire après filtre médian 15x15 ; 3) Squelette de l'image binaire ; 4) Squelette avec une intersection (témoignant du recouvrement) après suppression des branches < 15 pixels.

L'information d'intérêt agronomique est le nombre d'épis par mètre carré. Ce nombre est obtenu en divisant le nombre d'épis dans l'image par la surface réelle représentée par celle-ci à hauteur de la base des épis. Cette surface est calculée par :

$$A_{image} = N_{pixels} * pitch^2 \quad \text{avec ici} \quad pitch = \frac{pitch_{Camera} * Z_{Epis}}{f}$$

où N_{pixels} est le nombre de pixels, $pitch_{Camera}$ est la taille d'un côté d'un pixel au niveau du capteur ($5 * 10^{-6}$ mètres par pixel), f est la distance focale (pixels) et Z_{Epis} est le percentile 85 de la distance caméra-épis (afin d'obtenir la distance à la base des épis en évitant les points extrêmes ou les épis trop bas).

4.8 Longueur des épis

Ce trait a été étudié uniquement en laboratoire. Un épi de collection de 10,5 centimètres et un épi de froment de 14 centimètres prélevé en champ un jour auparavant ont été photographiés chacun avec une paire de caméras stéréoscopiques dans 10 positions différentes devant un fond noir opaque (Figure 32).

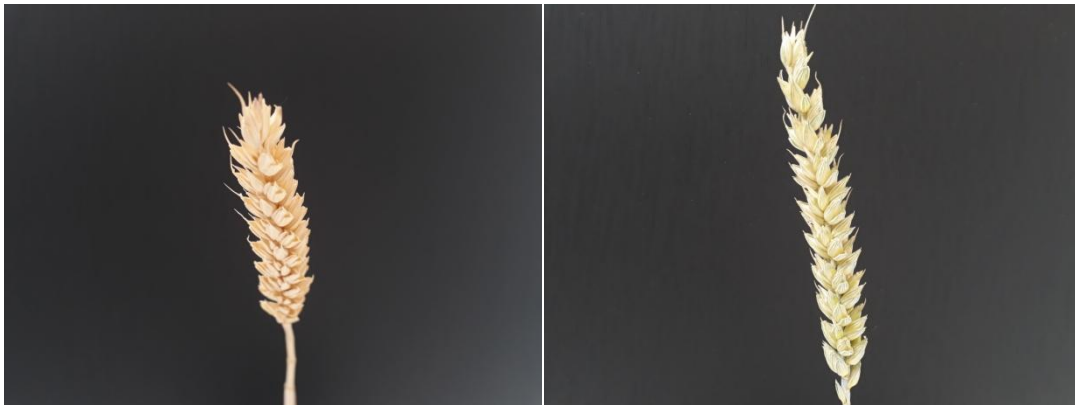


Figure 32 : Epis étudiés. A gauche : Epi de collection. A droite : Epi récolté 1 jour auparavant (photographies présentées ici prises avec un smartphone)

Afin de séparer l'épi de la tige dans le nuage de points 3D, un critère basé sur le nombre de points voisins dans un rayon de 1,2 centimètres a été utilisé pour classer chaque point. Les points au sommet de l'épi étant classés comme "tige", une classification basée sur les coordonnées 3D a ensuite été appliquée pour séparer ceux-ci de la tige (Figure 33).

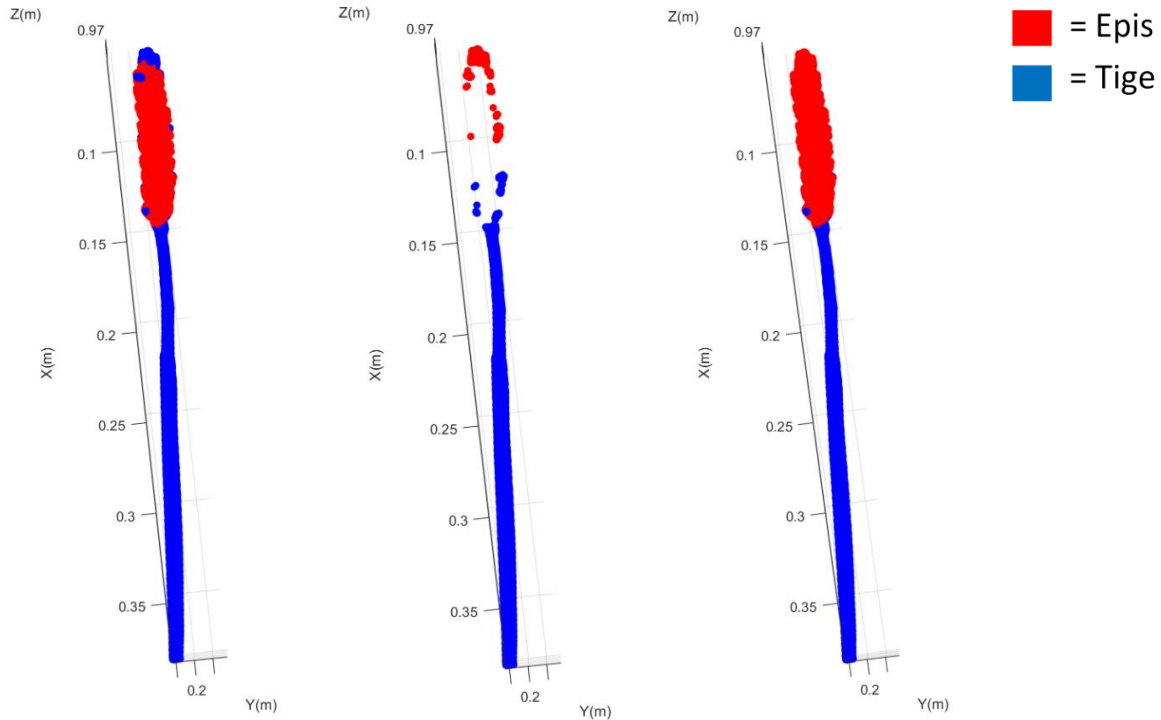


Figure 33 : Segmentation 3D Tige - Epi. De gauche à droite : a) Résultat de la classification selon le nombre de voisins dans un rayon de 1,2 centimètres ; b) Résultat de la classification sur les coordonnées XYZ sur les points "tige" obtenus en a ; c) Nuage de points segmenté en combinant a et b.

Pour obtenir la longueur de l'épi, le nuage de points 3D a été converti en une image 3D binaire. Chaque élément de ce maillage est un cube appelé voxel pouvant prendre la valeur 0 ou 1. L'épi est décrit par un nombre N de voxels présentant la valeur 1 dans une base orthonormée. L'hypothèse est faite que ces N points forment un ellipsoïde à trois dimensions. Les vecteurs propres correspondant à la matrice de covariance des N points représentent les axes de l'ellipsoïde et les valeurs propres associées à ces vecteurs représentent la longueur des axes. La longueur de l'épi est celle de l'axe principal.

5 Analyses statistiques

5.1 Analyse de la variance et structuration des moyennes

Les analyses statistiques ont été réalisées avec le langage R au moyen de l'interface Rstudio. Des analyses de la variance à deux facteurs (blocs et fumure) ont été utilisées pour différents traits. La date n'est pas considérée comme un facteur car les performances de la méthode stéréoscopique pour discerner les différentes modalités de fumure sont étudiées séparément pour chaque date. Le facteur bloc est un facteur aléatoire alors que le facteur fumure est un facteur fixe. Comme il n'y a qu'une seule répétition par bloc, il est impossible de tester l'interaction entre les deux facteurs. Comme le nombre de répétitions (4 ou 8 micro-parcelles par modalité) est insuffisant, aucun test de normalité n'a été réalisé. Étant donné que le travail porte sur du matériel vivant, la normalité a été supposée.

Dans le cas où un facteur s'est révélé avoir un effet, le test de Newman et Keuls (fonction `SNK.test` de R, librairie `agricolae`) a été utilisé pour grouper les modalités des facteurs étudiés séparément en des ensembles significativement différents et ordonnés de façon croissante. Au contraire du test de Student qui compare les moyennes 2 à 2, ce test permet de limiter le nombre de tests en comparant les

moyennes par groupe. Il permet aussi d'éviter les problèmes de chevauchement de conclusions liés au test de Student classique.

5.2 Régression linéaire

La régression linéaire a été utilisée pour étudier la relation entre certains traits mesurés par imagerie et leurs valeurs de référence. Pour le LAI, une transformation logarithmique, telle que proposée par Leemans et al. (2013) a été testée pour tenter d'améliorer la qualité de la régression. La normalité et la distribution des résidus ont été testées. La qualité des modèles est évaluée par :

- Le coefficient de détermination R^2 . Il s'agit du pourcentage de variabilité expliquée par rapport à la variabilité totale.
- L'écart type résiduel. Il s'exprime par :

$$\sigma_{\text{résiduel}} = \sqrt{\frac{\sum_i (Y_i - Y'_i)^2}{n - 2}}$$

où n est le nombre d'individus, Y les valeurs réelles et Y' les valeurs prédites. L'écart type résiduel fournit une bonne idée des erreurs commises par le modèle. 68,2% des estimations présentent une erreur inférieure à σ , 95,5% une erreur inférieure à 2σ et 99,7 % une erreur inférieure à 3σ .

5.3 Régression multiple et sélection de variables

Des régressions multiples ont été utilisées pour estimer le LAI et la biomasse. Les méthodes de sélection ascendante, descendante et mixte (fonction "step" de R) et du meilleur sous-ensemble (fonction "best.subset") ont été utilisées pour sélectionner les variables à intégrer aux modèles. Aucune méthode de sélection n'étant optimale, il est en effet nécessaire de les comparer. La sélection des variables permet d'éviter le sur-apprentissage. Comme pour la régression simple, la qualité du modèle est évaluée par le R^2 et l'écart type résiduel. Il convient cependant de considérer un R^2 ajusté en fonction du nombre de prédicteurs. En effet, le R^2 multiple peut être trompeur car il ne peut qu'augmenter avec le nombre de prédicteurs. La normalité et la distribution des résidus ont été testées.

6 Détection du stade de développement par apprentissage supervisé

6.1 Apprentissage supervisé

Une méthode d'apprentissage supervisé est une technique de classification dont le nombre de classes est déterminé a priori et nécessitant une phase d'entraînement à l'aide d'un jeu de données dont on connaît la classe de chaque observation. Dans ce travail, plusieurs méthodes d'apprentissage ont été testées afin de prédire le stade de développement (ici ramené à la date d'acquisition des images) sur base de paramètres calculés sur les images. Les trois méthodes testées sont 1) les SVM (décrits précédemment) 2) les réseaux de neurones artificiels et 3) les forêts aléatoires d'arbres de décision.

La classification a été effectuée sur les images prises aux dates antérieures à l'apparition des épis. Pour la culture de froment d'hiver de Loncée, les 4 dates à reclasser sont le 11/04, le 23/04, le 02/05 et le 16/05. Pour la culture d'orge de printemps de Gembloux, les 5 dates sont le 27/04, le 07/05, le 14/05, le 22/05 et le 28/05. Différentes combinaisons de prédicteurs ont été testées. Les prédicteurs choisis sont les 6 paramètres de hauteur décrits précédemment, le taux de couverture en vue nadir et 2 paramètres obtenus sur base du squelette des images binaires plantes-sol. Ces paramètres sont le

nombre d'intersections de branches du squelette et le nombre de terminaisons de branches (Figure 34). L'objectif de l'introduction de ces paramètres est de décrire l'architecture d'une autre façon, ce qui pourrait par exemple permettre de tenir compte des recouvrements entre feuilles. Il s'agit d'une approche innovante, non documentée dans la littérature.

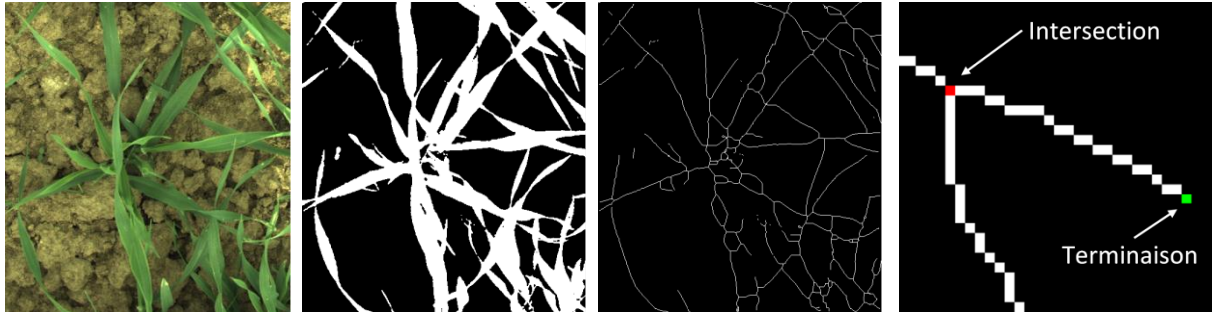


Figure 34 : Prédicteurs liés au squelette. De gauche à droite a) Image RGB ; b) Image binaire sol-plante ; c) Squelette de l'image binaire ; d) Zoom sur une partie du squelette

Les classificateurs sont comparés sur base de l'exactitude (proportion d'individus bien classés sur le nombre total d'individus) sur le jeu de données de validation. Etant donné que les performances dépendent de la partition des individus entre le jeu d'entraînement et le jeu de validation, l'exactitude utilisée pour la comparaison est la moyenne des exactitudes pour 5 partitions différentes. Ces 5 partitions sont toujours les mêmes pour des classificateurs différents (possibilité d'obtenir la même partition avec la fonction "set.seed" de R).

6.2 Rappel théorique : réseau de neurones

L'explication suivante est basée sur l'article de Basheer et Hajmeer (2000). Un neurone est une unité qui prend comme entrée une combinaison linéaire de variables, lui applique une fonction (sigmoïde, tangente hyperbolique,...) et sort une valeur. Un ensemble de neurones forme un réseau (Figure 35). Lors de l'entraînement, la valeur de sortie du neurone de sortie est comparée à une valeur cible de référence. Les pondérations de chaque variable à l'entrée des neurones du réseau sont modifiées afin que la sortie du réseau se rapproche de la cible.

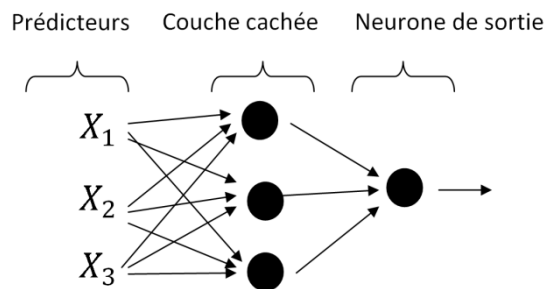


Figure 35 : Schéma d'un réseau de neurones à une couche cachée et une sortie (source : schéma personnel)

Il est à noter que, pour une même partition entre les jeux d'entraînement et de validation, les performances d'un réseau de neurone peuvent varier d'un entraînement à un autre en fonction de la valeur initiale des pondérations des neurones.

6.3 Forêt aléatoire d'arbres de décision

L'explication suivante est basée sur le travail de Ho (1995). Un arbre de décision est un classificateur reposant sur une structure hiérarchique en forme d'arbre. A chaque nœud, le jeu de donnée est scindé suite à un critère basé sur l'un des prédicteurs. Il s'agit de tracer un hyperplan dans l'hyperespace des prédicteurs. L'inconvénient principal des arbres de décision est que la généralisation du classificateur pour d'autres données peut être mauvaise à cause de l'ordre dans lequel les critères de décision ont été appliqués pour créer l'arbre. C'est le phénomène de sur-apprentissage. Le classificateur tend à être trop adapté aux données d'entraînement. Une solution consiste à "élaguer" les dernières branches de l'arbre. Le classificateur sera plus généralisable mais il en résulte une diminution des performances pour les données d'entraînement. Une autre solution est de générer plusieurs arbres aléatoirement, d'où le nom de "forêt aléatoire". Chaque arbre est généré en utilisant un sous-ensemble de l'espace des prédicteurs mais avec l'ensemble des données d'entraînement. La classe attribuée à une observation sera la classe prédite par le plus grand nombre d'arbres (Figure 36).

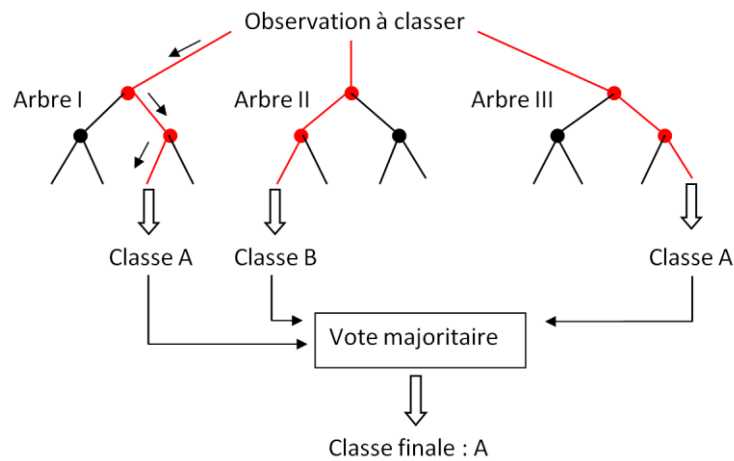


Figure 36 : Principe de fonctionnement d'une forêt aléatoire (source : schéma personnel)

V. Résultats et discussion

1 Détermination du LAI par vue nadir

1.1 Estimation de l'erreur en laboratoire

Le Tableau 5 présente l'erreur déterminée sur base des 20 paires d'images de feuilles de surface connue acquises en laboratoire. La mesure peut être caractérisée par son exactitude et sa précision (Figure 37). L'exactitude exprime l'écart moyen par rapport à la valeur de référence. Une mesure inexacte correspond à une erreur systématique ou à une erreur aléatoire et un trop faible nombre de répétitions. La précision de la mesure exprime la variabilité entre les différentes mesures. Elle correspond à l'erreur aléatoire.

Tableau 5: Erreurs sur la mesure du LAI par la méthode des triangles. L'erreur aléatoire est exprimée comme un pourcentage de la moyenne des mesures. L'erreur systématique est exprimée comme un pourcentage de la valeur de référence. Le filtre médian est appliqué sur la carte de profondeur.

	2048 x 2560 pixels			1024 x 1280 pixels		
	Pas de filtre	Médian 5x5	Médian 10x10	Pas de filtre	Médian 3x3	Médian 5x5
Erreur systématique	82,3%	66,2%	48,7%	58,5%	55,9%	51,1%
Erreur aléatoire	7,4%	5,7%	4,4%	4,65%	4,40%	4,34%

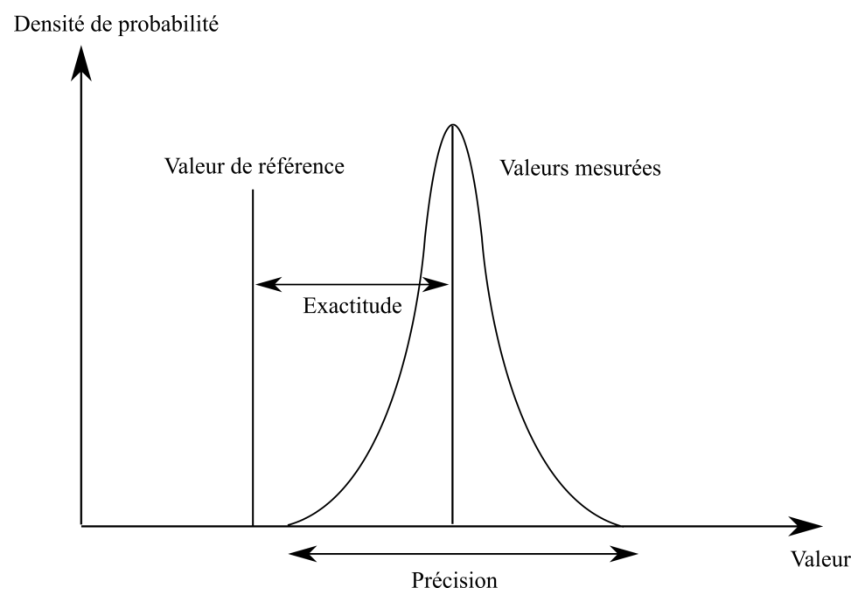


Figure 37 : Exactitude et précision (source : schéma personnel)

La méthode présente une erreur systématique importante. Le LAI est systématiquement surestimé. Ce résultat est dû à un effet "marche d'escalier". Pour expliquer cet effet, considérons une surface plate, à un mètre de distance des caméras (Figure 38). L'erreur aléatoire cause de légères variations dans l'estimation de la distance. Ces variations sont très faibles par rapport à la distance de un mètre mais non négligeables par rapport à la distance "vue" par un pixel individuel. Ainsi, les sommets des triangles ne sont pas exactement tous positionnés dans le même plan. Les triangles sont inclinés ce qui tend à augmenter la surface.

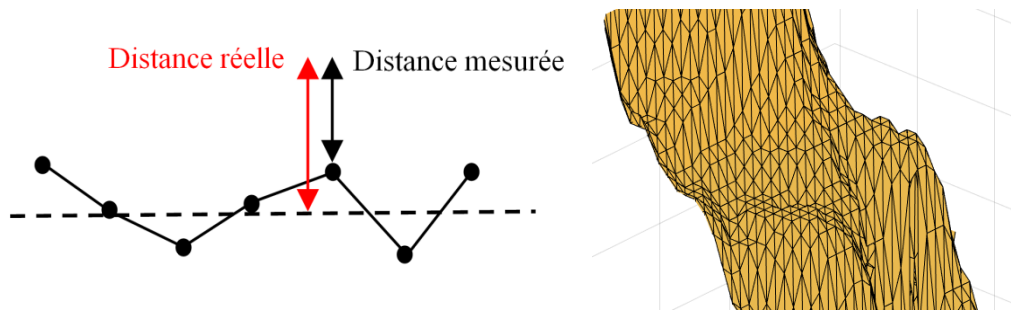


Figure 38 : Explication de l'effet escalier. A gauche : Erreurs aléatoires dans le calcul de la distance. La ligne pointillée correspond à la surface de référence, les traits pleins montrent la surface obtenue par mesure. A droite : Visualisation des triangles sur une partie de feuille d'orge.

A titre de comparaison, Leemans et al. (2013) obtenaient une erreur systématique de 34 et 49 % pour deux tailles d'images différentes (1024x768 et 1280x960) en testant une méthode très similaire sur des patrons verts. Ces résultats historiques, ainsi que ceux obtenus en 2018 lors de cette étude, montrent que l'erreur systématique diminue pour des images plus petites en termes de nombre de pixels. En effet, la distance "vue" par chaque pixel est alors plus grande et gagne en importance par rapport à l'erreur aléatoire. La Figure 39 illustre bien que la surface est moins surestimée dans le cas d'une image plus petite.

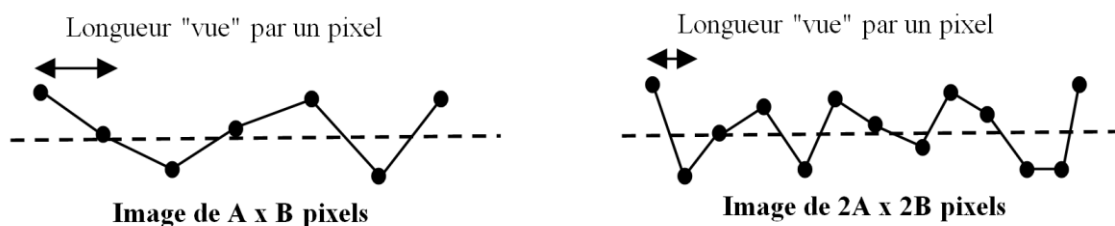


Figure 39 : Illustration de l'effet de la taille de l'image sur la surestimation d'une surface (source : schéma personnel)

Les précisions obtenues en 2013 correspondaient à des erreurs aléatoires de respectivement 10,9 et 15,8 %. Les mesures de 2018 sont nettement plus précises, malgré des images plus grandes. Les hypothèses pour expliquer ce gain de précision sont : l'utilisation de feuilles d'orge au lieu de paternes verts (importance de la texture), les conditions d'acquisition (type et paramètres des caméras, lumière,...), les améliorations apportées à l'algorithme et une meilleure calibration des caméras.

L'utilisation d'un filtre médian sur la carte de profondeur permet de lisser la surface, diminuer l'erreur systématique et augmenter la précision. Un filtre de type moyenne mobile est par contre à proscrire car il est trop sensible aux valeurs extrêmes (grandes erreurs sur la mesure de distance). Le filtre médian permet de réduire fortement les erreurs pour les images de 2048x2560 pixels et permet d'atteindre des performances similaires aux images de 1024x1280 pixels.

1.2 Comparaison entre le LAI mesuré par imagerie et les mesures de référence en champs

Pour comparer le LAI mesuré par imagerie et le LAI de référence sur le site de Loncée, le meilleur modèle est la régression exponentielle (transformation logarithmique sur la variable à expliquer). Le modèle linéaire simple présente un coefficient de détermination R^2 identique mais l'écart type résiduel est plus élevé. En 2013, Leemans et al. obtenaient également le meilleur résultat avec une régression exponentielle pour une expérimentation similaire, avec cependant une inclinaison zénithale et un positionnement relatif des caméras différents. La régression peut être ajustée sur les valeurs de LAI pour chaque micro-parcelle (1 mesure de référence et 4 images) ou par modalité d'apport d'azote (4 micro-parcelles). Le Tableau 6 présente une comparaison des résultats pour ces deux cas. En moyennant les résultats par modalité de fumure, l'erreur diminue, d'où l'intérêt des répétitions. Leemans et al. (2013) ont montré que, en passant de 4 à 5 images par micro-parcelle, l'écart type résiduel pour une régression par modalité de fumure diminue à 0,17.

Tableau 6: Ecart type résiduel (σ) et R^2 des régressions exponentielles pour estimer le LAI. Comparaison des méthodes avec ou sans application d'un filtre médian 10 x 10 et modification de taille d'image avec les résultats de 2013.

		1024x1280, pas de filtre	2048x2560, filtre médian	Leemans et al. (2013)
Régression exponentielle par micro-parcelle	R^2	0,64	0,66	0,89
	σ résiduel (m^2/m^2)	0,36	0,35	0,38
Régression exponentielle par modalité de fumure	R^2	0,83	0,85	/
	σ résiduel (m^2/m^2)	0,23	0,22	0,23

La Figure 40 illustre les courbes obtenues pour la régression par micro-parcelles. Bien que les courbes obtenues avec les données de 2018 présentent une allure similaire à celle de 2013, le R^2 est largement inférieur. Cela est expliqué par l'influence de plants avec un LAI proche de 0 enregistré en 2013 et pas en 2018. Pour ces points, le LAI de référence est très proche du LAI obtenu par stéréoscopie. En ajustant le modèle sans ces deux points, le R^2 du modèle de 2013 tombe à 0,75 ce qui est plus proche des valeurs obtenues en 2018. Par contre, les écarts types résiduels sont inférieurs en 2018. L'écart type résiduel est la variable d'intérêt lorsqu'on s'intéresse aux erreurs d'estimation de la méthode de mesure. A ce niveau, les modèles de 2018 sont donc meilleurs.

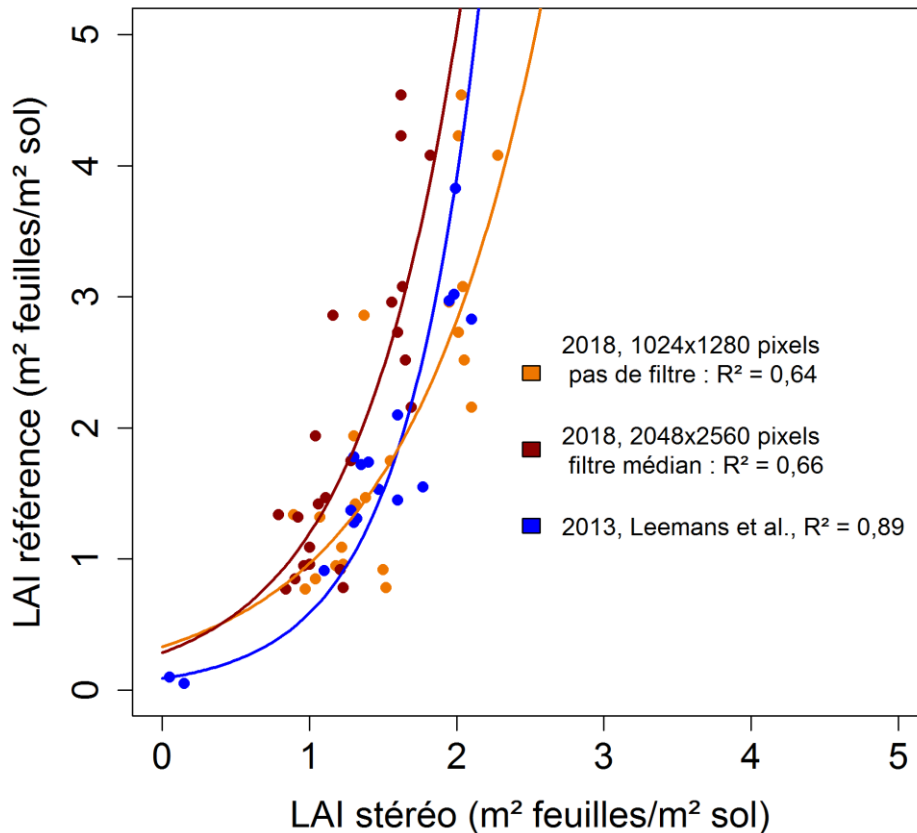


Figure 40 : Comparaison des régressions exponentielles du LAI mesuré en vue nadir par rapport au LAI de référence et par micro-parcelle pour les données de 2018 (Lonzée) et 2013

A partir d'un certain stade de développement ($\sim \text{LAI} = 2$), la méthode stéréoscopique n'est plus capable de suivre l'évolution du LAI de la même façon. Le LAI de référence continue d'augmenter alors que le LAI mesuré par imagerie adopte un comportement asymptotique. Ce résultat est expliqué par la fermeture de la canopée et les recouvrements importants entre feuilles. Les caméras nadir ne peuvent voir que les feuilles supérieures. Il s'agit d'une limitation importante de la méthode. Il en découle que la régression exponentielle sera le meilleur modèle si l'on s'intéresse à des LAI élevés. Au contraire, pour une étude sur des $\text{LAI} < 2$, la régression linéaire sera préférée.

Le LAI mesuré par imagerie n'est pas une mesure absolue. Deux phénomènes interviennent :

- Surestimation de la surface due à une erreur systématique introduite par la méthode des triangles
- Sous-estimation de la surface due aux recouvrements entre feuilles

L'erreur de surestimation pourrait être corrigée partiellement par des algorithmes de lissage de surface adéquats. Cependant, il n'est pas possible de contourner le problème du recouvrement pour des feuilles très proches (à moins de trouver une méthode pour estimer la surface recouverte). Pour obtenir une mesure correcte du LAI, il semble nécessaire de construire une courbe d'étalonnage à l'aide de mesures de LAI de référence.

Les mesures de références effectuées dans cette étude sont cependant discutables. D'une part, les feuilles ont été prélevées sur seulement 50 centimètres d'une ligne de culture. Cette zone réduite peut être peu représentative du reste de la micro-parcelle. D'autre part, la zone étant de taille réduite, l'impact des plants en bordure, considérés ou non dans la zone, peut être important. Pour résoudre ces problèmes, il faudrait récolter beaucoup plus de plants, ce qui nécessiterait plus de temps et de main d'œuvre. Une solution pour accélérer les mesures de référence, proposée par Glesener (2017) et Liu et al. (2017), est de se baser sur la forte corrélation entre la biomasse des feuilles et leur surface. Il suffirait de peser les feuilles récoltées plutôt que de laborieusement les coller sur du papier.

Liu et al. (2017) obtiennent une estimation du LAI, ne présentant pas de saturation du signal, en traitant le nuage de points 3D d'une façon radicalement différente. Des descripteurs 3D sont extraits et le LAI est prédit par un réseau de neurones entraîné sur base de descripteurs 3D provenant de modèles de structure de canopée 3D, paramétrés sur base de précédentes expérimentations et sur lesquels des nuages de points LiDAR ont été simulés. Les descripteurs mesurés proviennent de parties sans occlusions et l'utilisation des modèles permet d'inférer le LAI total. Cette approche complexe pourrait être envisagée pour la vision stéréoscopique.

1.3 Comparaison des différentes modalités d'apport d'azote

Les résultats précédents montrent que la mesure du LAI est susceptible de présenter une erreur systématique, plus ou moins importante selon le stade de développement. Cependant, cette mesure est précise. Pour une même date, il est donc possible de comparer le développement foliaire selon différentes modalités de fumure. Il convient néanmoins de vérifier si la répartition en blocs n'impacte pas les résultats. Pour cela, pour chaque lieu et chaque date, un graphe d'interaction a été créé. Deux exemples sont présentés à la Figure 41. Si les lignes sont parallèles, il n'y a pas d'interaction entre les deux facteurs. C'est le cas pour le graphe de Gembloux le 7 mai. A contrario, à Lonzée le 16 mai, certaines lignes présentent des tendances inverses aux autres, il y a donc interaction entre les facteurs blocs et fumure. Dans ce cas de figure, il convient de réaliser une analyse de la variance séparément pour chaque bloc. L'objectif de ce travail n'est cependant pas d'étudier l'effet de la fumure mais bien de déterminer si la méthode stéréoscopique permet de mettre en évidence des différences de LAI en fonction de la fumure. Afin de simplifier la comparaison, et comme aucune tendance générale ne ressort dans l'effet des blocs, les analyses de la variance dont les résultats sont présentés dans les Tableau 7 et Tableau 8 concernent uniquement le facteur fumure.

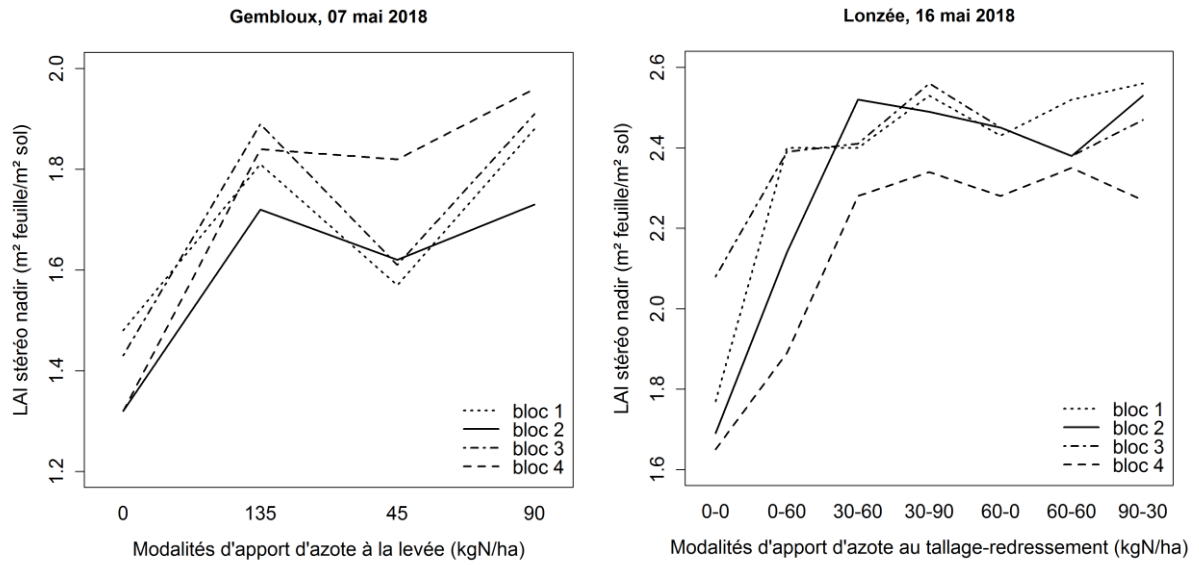


Figure 41 : Exemples de graphes d'interaction entre le facteur fumure et le facteur bloc

Tableau 7 : Analyse de la variance sur le LAI mesuré pour différentes modalités d'apport d'azote sur le site de Lonzée. Les modalités avec la même lettre sont considérées non significativement différentes.

	Apport d'azote au tallage (kgN/ha)			
	0	30	60	90
11/04/2018	B	AB	A	A
23/04/2018	B	A	A	A

	Apports d'azote au tallage - redressement (kgN/ha)						
	0 - 0	0 - 60	60 - 0	30 - 60	60 - 60	30 - 90	90 - 30
02/05/2018	B	A	A	A	A	A	A
16/05/2018	B	A	A	A	A	A	A

Tableau 8 : Analyse de la variance sur le LAI mesuré pour différentes modalités d'apport d'azote sur le site de Gembloux. Les modalités avec la même lettre sont considérées non significativement différentes.

	Apport d'azote à la levée (kgN/ha)			
	0	45	90	135
27/04/2018	B	AB	A	AB
07/05/2018	C	B	A	A
14/05/2018	C	B	A	A

	Apport d'azote à la levée - redressement (kgN/ha)					
	0 - 0	0 - 30	90 - 0	90 - 30	45 - 15	135 - 45
22/05/2018	B	B	A	A	A	A
28/05/2018	B	B	A	A	A	A

Les différents graphes d'interaction et les analyses de variance montrent que la méthode stéréoscopique est capable de déceler les différences de LAI attendues.

1.4 Sources de variabilité

La variabilité dans la mesure du LAI pour une modalité de fumure peut être due à la variabilité des facteurs environnementaux (sol, relief,...) ou à la variabilité naturelle de croissance des plantes (effet de la compétition,...) au sein d'une micro-parcelle (variabilité intra-parcellaire) ou entre les micro-parcelles d'une même modalité (variabilité inter-parcellaire). De plus, de la variabilité dans le traitement des images peut être introduite par les conditions climatiques : vent, ensoleillement. Le Tableau 9 présente une étude de variabilité pour le site de Loncée. Les variabilités inter et intra-parcellaires ont été déterminées sur base des mesures de référence. La variabilité due au vent a été estimée sur base d'images successives (5 images à intervalles de 15 secondes) d'une même zone. Pour, la variabilité liée à l'ensoleillement, Glesener (2017) rapporte un coefficient de variation de 30%, valeur élevée principalement due à des problèmes de segmentation. Il est raisonnable de penser que le développement d'une méthode de segmentation robuste à l'ensoleillement a fortement réduit ce chiffre.

Tableau 9 : Etude de la variabilité dans la mesure du LAI. La variabilité est exprimée en % par le coefficient de variation (CV = moyenne/écart type).

Loncée	Intraparcellaire Imagerie	Interparcellaire Référence	Interparcellaire Imagerie	Vent
11/04/2018	2,8	3,2	11,7	0,6
23/04/2018	2,5	/	13,3	11,9
02/05/2018	4,2	3,6	24,1	1,8
16/05/2018	4,0	/	21,1	2,5

Gembloux	Intraparcellaire Imagerie	Interparcellaire Imagerie	Vent
27/04/2018	2,5	12,4	1,5
07/05/2018	2,5	19,1	0,6
14/05/2018	2,4	27,8	0,2
22/05/2018	3,5	23,2	1,0

Globalement, la variabilité due au vent est faible, à l'exception d'un jour de très grand vent le 23 avril à Loncée. La capacité du vent à mouvoir plus ou moins fortement les éléments végétaux dépend aussi du stade de développement. Cette constatation ne transparait pas dans le tableau ci-dessus mais a été observée sur le terrain. La variabilité inter-parcellaire plus élevée par imagerie que pour les mesures de référence est expliquée par la diversité des parcelles étudiées par imagerie à l'échelle du champ. Au contraire, les zones de références sont situées toutes au même endroit dans le champ. La variabilité inter-parcellaire importante témoigne de différences de conditions environnementales entre les différents blocs. Une faiblesse de cette étude est de ne pas avoir estimé la variabilité due à l'ensoleillement. Pour cela, il aurait fallu ombrager artificiellement avec différents niveaux de protection solaire une même zone. Il aurait aussi été intéressant, bien que chronophage, de tester la variabilité intra-parcellaire avec des mesures de référence.

1.5 Intérêt de la mesure 3D du LAI en vue nadir par apport à l'utilisation du taux de couverture

Le LAI obtenu par vue nadir est fortement corrélé au taux de couverture (coefficient de corrélation de Pearson de 0,97). Lorsque la culture grandit, les feuilles les plus anciennes sont recouvertes par les plus jeunes. Aussi bien le LAI mesuré par imagerie que le taux de couverture cessent d'augmenter, malgré que le LAI réel augmente.

On peut dès lors se demander si la méthode stéréoscopique permet d'améliorer l'estimation par rapport à la méthode 2D, largement documentée dans la littérature et basée sur le taux de couverture. La régression exponentielle par micro-parcelle entre le taux de couverture et le LAI de référence présente un écart type résiduel de 0,38 contre 0,35 pour la méthode 3D. En ajustant la régression sur les valeurs moyennes par modalité de fumure, l'écart type est de 0,26 pour la méthode 2D contre 0,22 pour la vision stéréoscopique. Cette dernière permet donc effectivement de réduire l'erreur d'estimation du LAI. Il serait cependant intéressant de refaire ces tests pour d'autres inclinaisons que la vue nadir. En effet, d'après Warren-Wilson (1963) et Weiss et al. (2004), le meilleur angle de vue pour estimer le LAI sur base du taux de couverture est un angle zénithal de 57,5 degrés. Cette vue inclinée permet une estimation indépendante de la distribution d'angles foliaires et réduit l'effet des recouvrements (Baret et al., 2010).

2 Détermination du LAI pour la vue avec un angle zénithal de 30 degrés

2.1 Comparaison des performances par rapport à la vue nadir

Les mêmes analyses que pour la vue nadir ont été réalisées. Comme la réduction de taille de l'image en termes de nombre de pixels permet des temps de calcul bien plus courts et présente des performances similaires aux images de 2048x2560 pixels, seule cette première modalité a été testée.

Le meilleur modèle pour ajuster une courbe par rapport aux valeurs de référence est la régression exponentielle. L'écart type résiduel est de 0,4 pour le LAI par micro-parcelles et de 0,25 pour le LAI par modalité de fumure. L'erreur est légèrement plus élevée que pour la vue nadir mais reste du même ordre de grandeur.

La régression entre le taux de couverture à 30 degrés et le LAI de référence présente par contre un écart type résiduel de 0,37 pour le LAI par micro-parcelle et de 0,22 pour le LAI par modalité de fumure. A 30 degrés, le taux de couverture est donc plus intéressant que l'info 3D, ce qui est l'inverse de la conclusion tirée pour la vue nadir. De plus, il permet d'atteindre des performances équivalentes à la méthode 3D en vue nadir.

2.2 Combinaison des vues nadir et 30 degrés

Une régression multiple pour estimer le LAI de référence à partir de 4 prédicteurs (le LAI et le taux de couverture mesurés en nadir et à 30 degrés) a été testée. L'idée derrière cela est que des angles de vues différents peuvent apporter des informations complémentaires. Les 4 méthodes de sélection de variables testées arrivent à la même conclusion : supprimer le taux de couverture nadir du modèle. Pour le modèle à 3 prédicteurs, l'écart type résiduel est de 0,32 pour le LAI par micro-parcelles et de 0,21 pour le LAI par modalité de fumure. Le modèle est donc légèrement meilleur que les estimations basées sur un seul angle de vue.

3 Détermination des angles de feuilles par vue nadir

3.1 Estimation de l'erreur en laboratoire

Le Tableau 10 montre que, d'une manière générale, l'erreur sur le calcul de l'angle moyen est limitée à quelques degrés, ce qui est tout à fait acceptable dans le cas d'une application agronomique telle qu'obtenir des infos sur le développement ou l'état de stress des plantes. La méthode par échantillonnage fournit une meilleure estimation de l'angle moyen que la méthode des triangles, particulièrement pour des angles faibles entre l'axe optique et la perpendiculaire à la surface de la feuille. Reprenons l'exemple d'une surface plate. A cause des légères erreurs de mesure de distance, certains triangles seront inclinés. Pour une surface plate, la méthode des triangles induit nécessairement une surestimation de l'angle moyen. Pour résoudre ce problème d'estimation de l'angle pour les surfaces plates, il faudrait considérer des angles négatifs et positifs qui s'annuleraient, ce qui poserait problème pour trouver l'angle moyen de feuilles inclinées dans toutes les directions. Ainsi, deux feuilles inclinées de 30 degrés dans deux directions opposées auraient en moyenne une inclinaison nulle. L'utilisation d'un filtre médian améliore les performances dans le cas de la méthode des triangles.

Tableau 10 : Erreur moyenne sur la mesure de l'angle moyen, comparaison entre la méthode des triangles et celle de l'échantillonnage pour différentes tailles d'image et filtres.

	2048 x 2560 pixels			1024 x 1280 pixels		
	Pas de filtre	Médian 5x5	Médian 10x10	Pas de filtre	Médian 3x3	Médian 5x5
Triangles	11,65°	9,09°	6,37°	7,37°	7,12°	6,16°
Echantillonnage	4,00°	3,98°	3,81°	3,51°	3,46°	3,55°
Triangles : angles > 15°	7,30°	6,87°	6,31°	4,65°	4,76°	4,41°
Echantillonnage : angles > 15°	4,25°	4,27°	4,20°	3,36°	3,32°	3,42°

Il est important de se rendre compte que ces performances ont été déterminées en laboratoire pour des feuilles collées sur une feuille de papier non courbée. Or, dans un champ, les feuilles peuvent être courbées. Ajuster une surface linéaire n'est plus valide dans ce cas. Théoriquement, la méthode des triangles permet de mieux gérer les courbures. De plus, la méthode des triangles calcule un angle moyen sur l'ensemble des pixels et non sur un nombre limité d'échantillons.

3.2 Angles moyens obtenus en champ

Les résultats des mesures de MTA du tallage à la montaison sont repris à la Figure 42 pour le froment d'hiver et à la Figure 43 pour l'orge de printemps. Pour chaque culture, quelles que soient la méthode et la taille des images utilisées, l'évolution temporelle présente la même tendance, bien que ces tendances soient différentes pour le froment et l'orge. L'angle moyen des feuilles de froment, variété Edgar, varie peu pour les premières dates (du tallage au redressement) puis diminue avant le début de la montaison. A titre de comparaison, Shibayama et Watanabe (2007) obtiennent des valeurs d'angle moyen de feuilles de froment comprises entre 48 et 66 degrés sur toute la période d'expérimentation, avec une tendance à l'augmentation de l'angle moyen de plusieurs degrés au cours de la saison, pour différentes variétés. Les angles mesurés ici sont dans la même gamme de valeurs. Pour l'orge, l'évolution est moins flagrante mais il y a dans tous les cas un redressement des feuilles en début de

montaison. Une autre tendance est que les feuilles d'orge, pour un même stade de développement, ont un MTA de quelques degrés plus faible que le froment. Zou et al. (2014) rapportent des valeurs respectivement de 54 et 46 degrés pour du froment et de l'orge début juillet, ce qui, même si les mesures sont plus avancées dans la saison, semble confirmer cette tendance. Il serait cependant hasardeux de généraliser trop vite ce genre de résultats. La comparaison avec la littérature est délicate car les variétés utilisées sont différentes et la distribution des angles peut différer grandement selon celles-ci (Yanli et al., 2010).

Si les différentes méthodes de calcul de l'angle présentent globalement les mêmes tendances, elles ne prédisent par contre pas les mêmes valeurs d'angle moyen. La méthode des triangles détermine un angle moyen qui varie très peu dans une gamme de quelques degrés. Au contraire, la méthode par échantillonnage prédit des angles dans une gamme beaucoup plus large. De plus, les images avec les pixels plus petits sur lesquelles un filtre médian a été appliqué sur la carte de profondeur prédisent systématiquement des angles de 5 à 10 degrés plus faibles que les images avec des pixels plus grands. Aucune mesure de référence n'est disponible pour valider l'une ou l'autre méthode. En effet, mesurer l'angle des feuilles à l'inclinomètre convient pour des feuilles plates mais est plus contestable pour les longues feuilles courbées des céréales étudiées.

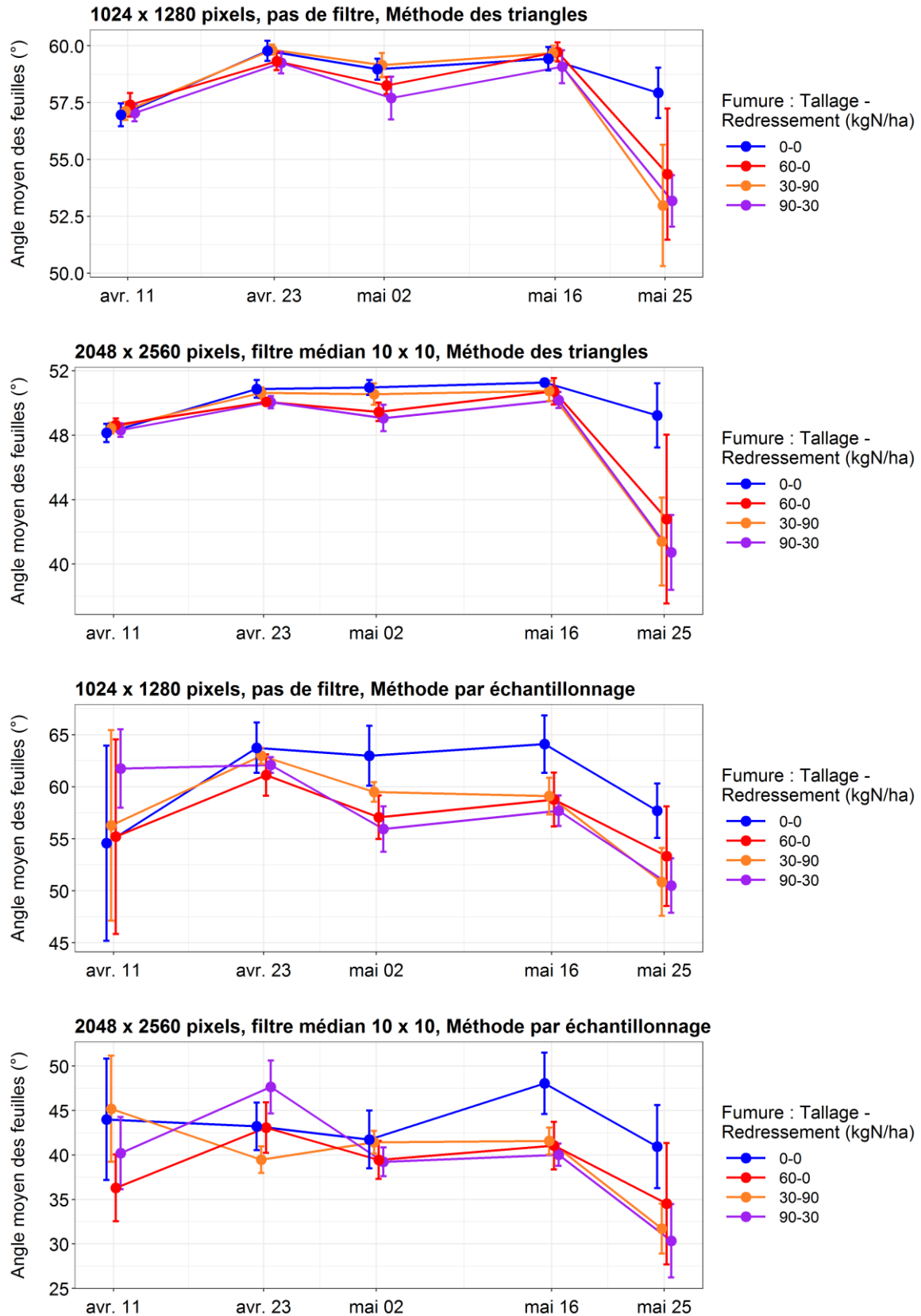


Figure 42 : Mesures de l'angle moyen des feuilles par vision stéréoscopique pour la culture de froment d'hiver de Lonzée. A chaque date, les points sont légèrement décalés pour une meilleure visualisation.

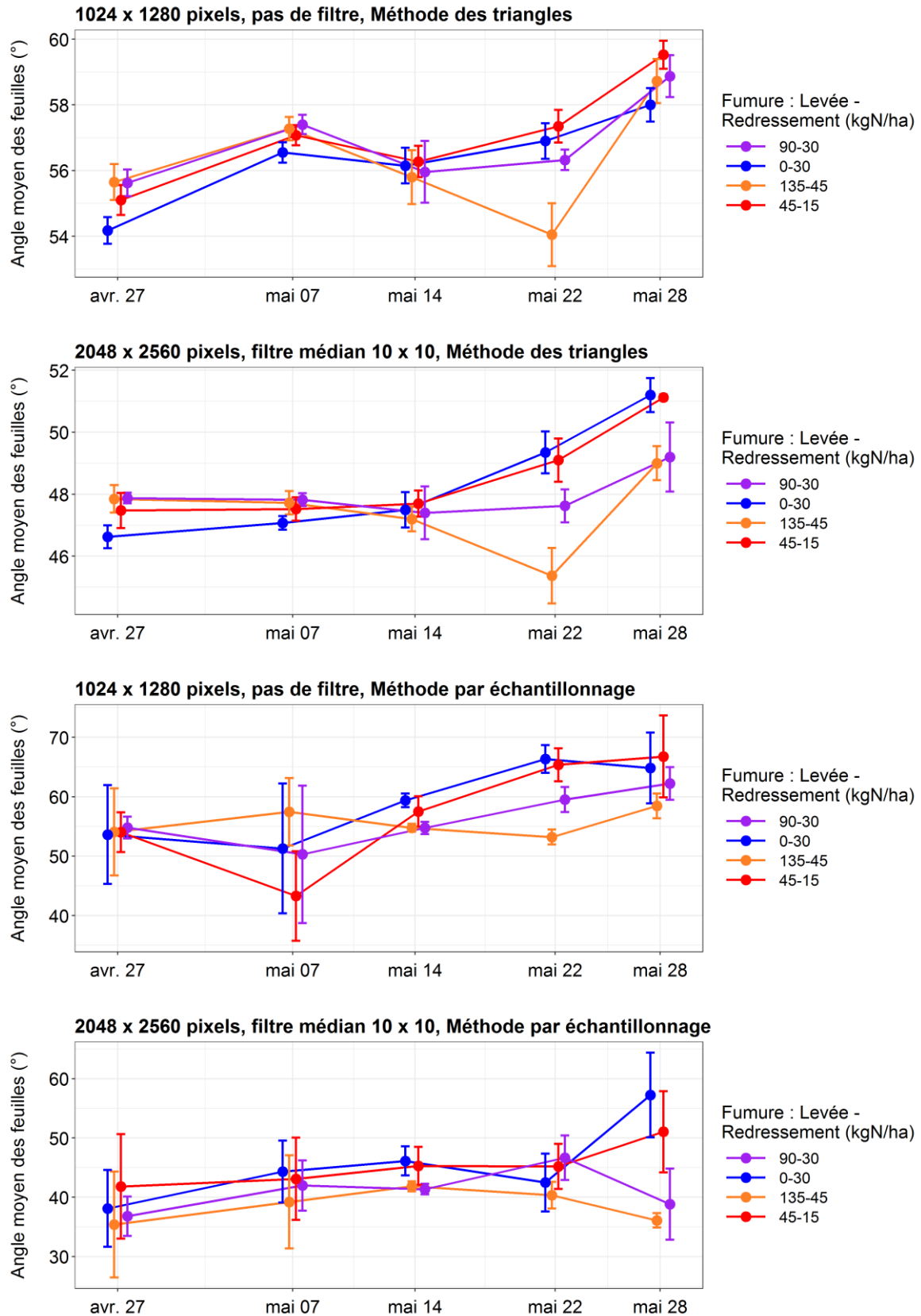


Figure 43 : Mesures de l'angle moyen des feuilles par vision stéréoscopique pour la culture d'orge de printemps de Gembloux. A chaque date, les points sont légèrement décalés pour une meilleure visualisation.

En termes de différences d'angle moyen selon les modalités de fumure, le froment ne présente pas de différences pour les premières dates mais, le 25 mai, la modalité n'ayant pas reçu d'azote maintient ses feuilles dressées alors que les autres voient leur inclinaison par rapport à l'horizontale significativement diminuer. Une hypothèse pour expliquer cela est que l'angle moyen des feuilles de céréales varie avec leur longueur (Zou et al., 2014). Les plants ayant reçu de l'azote présenteraient à ce stade des jeunes feuilles plus longues et, par conséquent, recourbées à leur extrémité. Le même phénomène est observé pour l'orge. Pour les dernières dates étudiées (22 et 28 mai), les plants ayant reçu plus d'azote présentent un angle moyen plus faible.

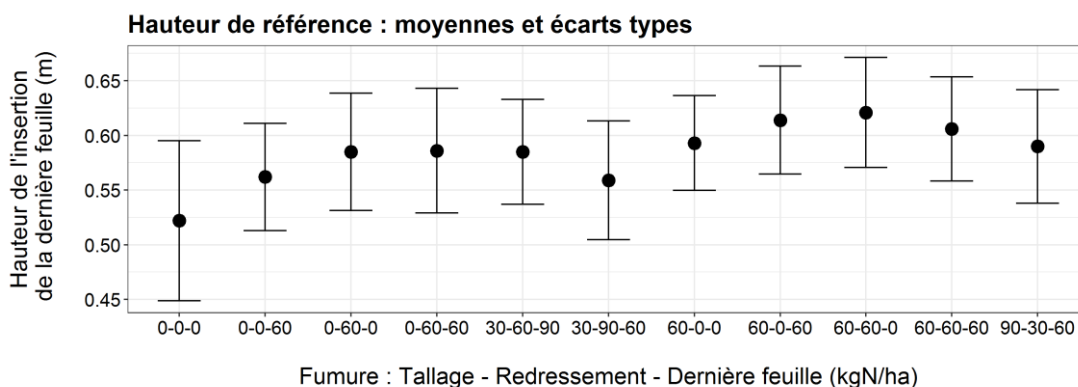
Une perspective serait de s'intéresser aux angles d'organes particuliers tels les épis ou la dernière feuille.

4 Mesures de hauteur en vue nadir

4.1 Hauteur de canopée avant l'épiaison

L'erreur sur la mesure de distance avec la méthode stéréoscopique pour des objets situés à une distance de 1 mètre est de l'ordre du demi-millimètre. Cette erreur est celle de la carte de profondeur. Pour obtenir la hauteur d'un objet, il est cependant nécessaire de connaître la distance entre la caméra et le sol sous l'objet en question. Pour ce qui est des mesures de hauteur avant l'apparition des épis, la mesure de référence est la hauteur de l'insertion de la dernière feuille. Il n'est cependant pas possible de détecter celle-ci sur les images et par conséquent d'obtenir une mesure absolue de cette hauteur de référence. Une régression multiple a été réalisée avec comme prédicteurs la hauteur moyenne des points de classe plante, le percentile 85 et l'écart type des hauteurs. Le R^2 est de 0,86 et l'écart type résiduel est de 3 centimètres. Ce résultat est satisfaisant puisque les applications agronomiques ne nécessitent pas de connaître la hauteur du couvert au centimètre près. De plus, la Figure 44 montre que la méthode stéréoscopique permet de mettre en évidence des différences de hauteur dues à des apports d'azote différents. Elle nous apprend également qu'il y a une grande variabilité dans la taille des plants (écart type sur les hauteurs de référence). Pour une hauteur moyenne exacte mesurée manuellement, il faut donc mesurer un grand nombre de plants. Au contraire, la méthode stéréoscopique tient compte de tous les plants sur l'image. D'ailleurs, les mesures stéréoscopiques sont plus cohérentes par rapport aux doses de fumure.

D'un point de vue statistique, l'analyse de la variance réalisée sur le bloc révèle qu'aucune modalité n'est considérée significativement différente des autres en termes de hauteur pour les mesures de référence.



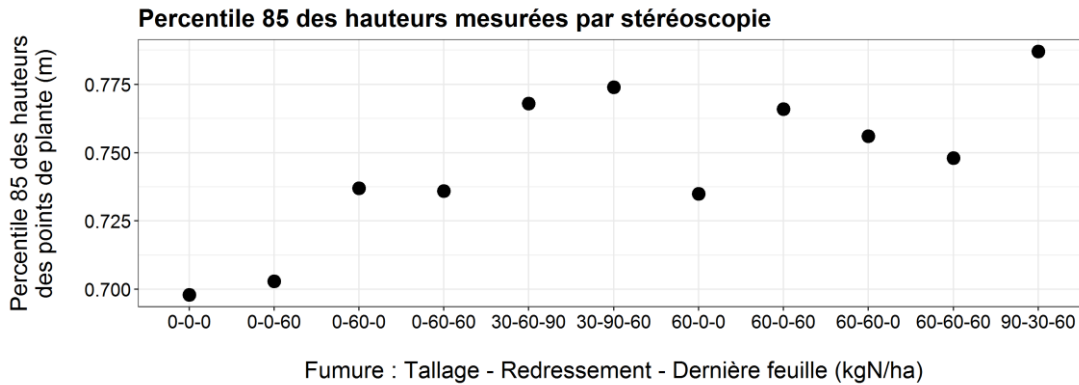


Figure 44 : Comparaison entre les hauteurs de référence et les mesures par stéréoscopie pour un même bloc le 25 mai. L'écart type sur la hauteur d'insertion représente la variabilité au sein des plants mesurés.

En résumé, les mesures manuelles permettent de connaître la hauteur absolue d'un organe particulier mais les mesures stéréoscopiques semblent intéressantes pour évaluer précisément les différences globales de hauteurs de canopée entre des traitements différents. Cette conclusion est à confirmer par de futures mesures.

4.2 Hauteur des épis

L'estimation automatique de la distance sol-caméra dans ces images s'avère erronée. Comme mentionné au Chapitre IV, les hypothèses pour expliquer cela sont des feuilles basses ombragées considérées comme du sol et une mauvaise mise en correspondance à cause de l'homogénéité texturale des zones ombragées. La distance caméra-sol a été fixée d'après une valeur mesurée sur le terrain. Or, cette distance n'étant pas la même pour chaque micro-parcelle, ce choix est source d'erreurs systématiques sur certaines micro-parcelles. Les Figure 45 et Figure 46 présentent les résultats de la régression et de la comparaison des différentes modalités de fumure.

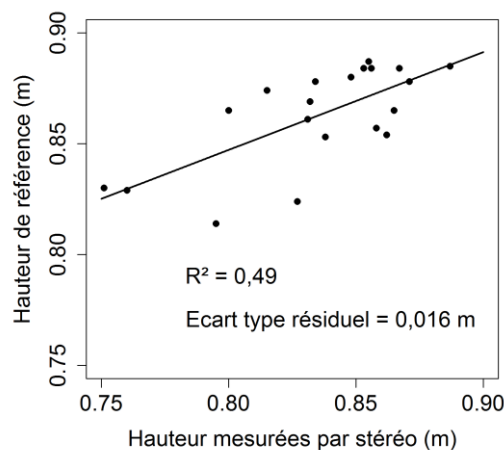


Figure 45 : Régression pour estimer la hauteur des épis par rapport au sol, mesures le 5 juin pour le froment d'hiver

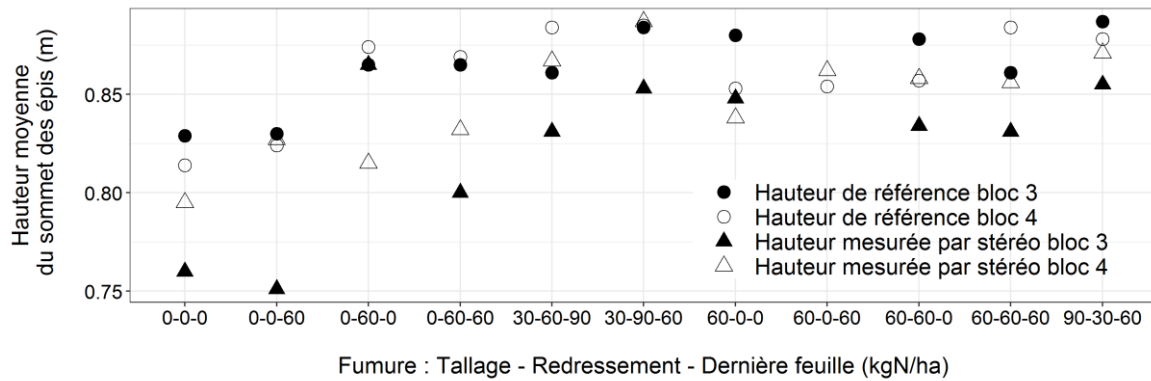


Figure 46 : Hauteur des épis pour différentes modalités de fumure, le 5 juin pour le froment d'hiver

4.3 Comparaison avec la littérature

Virlet et al. (2017) en travaillant par LiDAR, également sur du froment en champ d'essais, obtiennent un écart type résiduel de 1,9 centimètres pour la "hauteur des plants", pour des hauteurs allant de 20 centimètres à 1 mètre. Cependant, ils ne précisent pas comment la mesure manuelle de référence a été effectuée et à quoi cette "hauteur de plants" correspond. Leur écart type résiduel est inférieur à l'écart type de 3 centimètres obtenu dans cette étude pour la régression entre mesures de l'insertion de la dernière feuille et descripteurs 3D du nuage de points mais supérieur à l'écart type de 1,6 centimètres obtenu pour la hauteur du sommet des épis. Outre, ces considérations, l'ordre de grandeur reste le même et la précision est suffisante pour des applications agronomiques. La comparaison avec des mesures de hauteur sur des plantes en pots ou sur d'autres types de culture n'est pas pertinente car il faut prendre en compte les difficultés liées aux conditions rencontrées en champ et à l'architecture particulière des céréales.

5 Estimation de la biomasse

L'évolution de la biomasse mesurée avec la méthode de référence est présentée à la Figure 47.

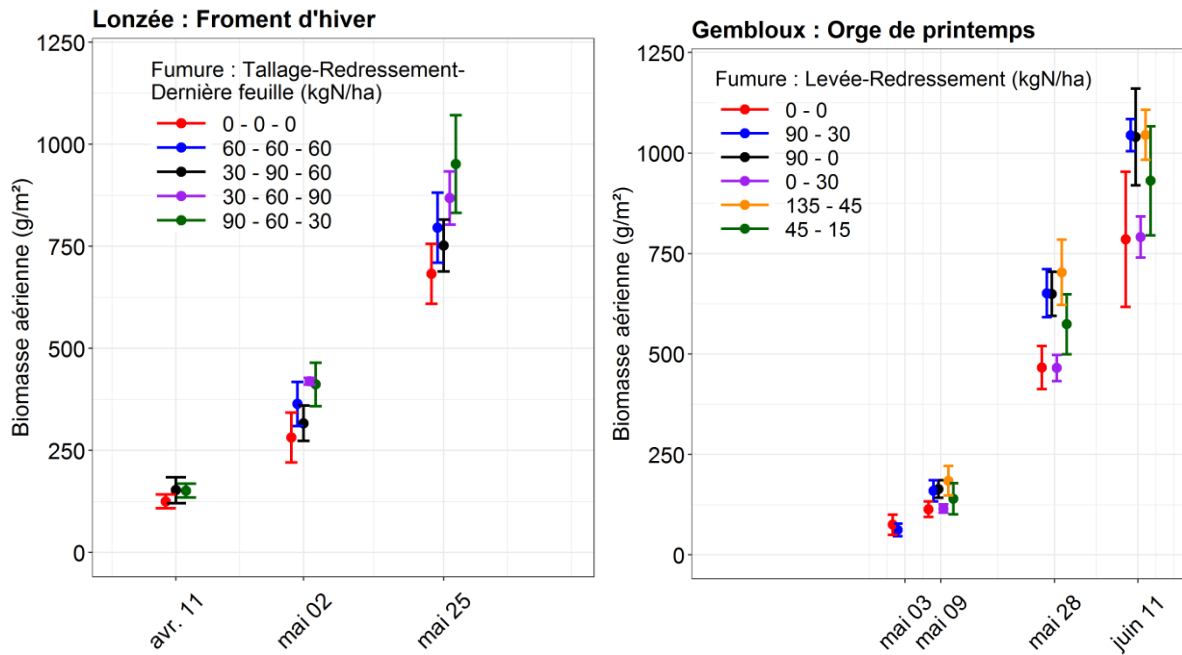


Figure 47 : Evolution de la biomasse (mesures de référence) pour les sites de Lonzeé et Gembloux. Pour chaque date de mesure, les points sont légèrement décalés afin de mieux les distinguer. La barre verticale pour chaque point est l'écart type.

La matrice de corrélation montre que la plupart des prédicteurs choisis sont fortement corrélés avec la biomasse sèche mais aussi entre eux (Figure 48). La sélection de variables est donc pertinente.

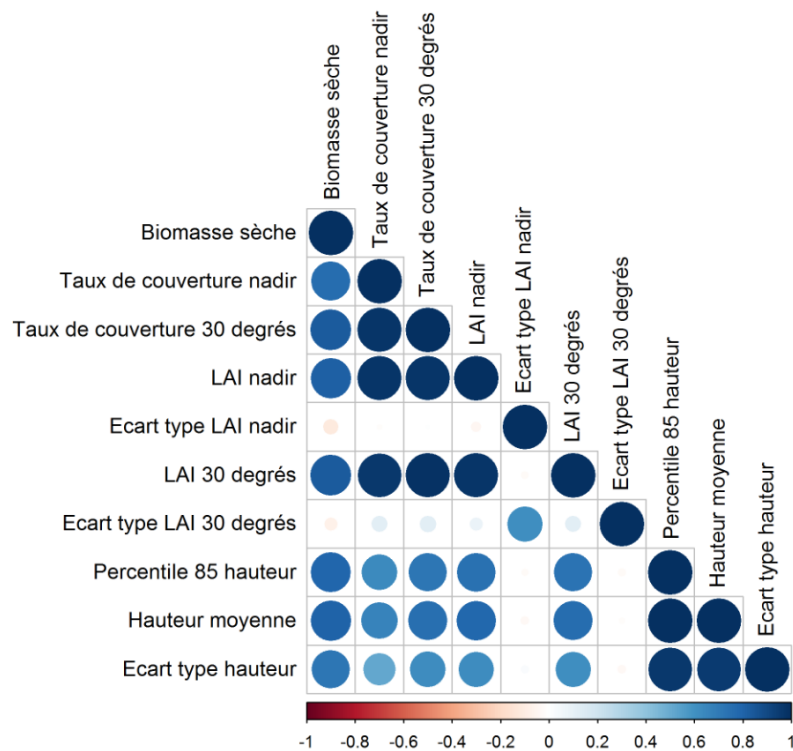


Figure 48 : Matrice de corrélation pour la biomasse aérienne sèche et ses prédicteurs, site de Lonzeé

La comparaison des différentes méthodes de sélection de variables utilisées permet de sélectionner une combinaison de prédicteurs pour estimer la biomasse par modalité de fumure par régression multiple sur le site de Loncée : le taux de couverture, le LAI en vue nadir et à 30 degrés, l'écart type sur les hauteurs et le percentile 85 des hauteurs. La régression multiple présente un coefficient de détermination R^2 de 0,93 et un écart type résiduel de 75,5 grammes par mètre carré. Cependant, la normalité des résidus n'est pas vérifiée. Cela implique que la variance des résidus n'est pas constante lorsque la biomasse augmente. En d'autres termes, en fonction du stade de développement, l'erreur sur l'estimation peut être plus ou moins importante que celle indiquée par l'écart type résiduel.

6 Détermination du stade de développement

La comparaison entre les différents classificateurs et combinaisons de prédicteurs (Tableau 11, Tableau 12 et Tableau 13) montre que les informations 2D seules (taux de couverture, éléments du squelette de la canopée) ne permettent pas d'atteindre une exactitude supérieure à 85%. En utilisant ces prédicteurs combinés à un prédicteur de hauteur, il est possible d'atteindre des performances supérieures à 95% pour les deux cultures. En outre, l'information hauteur seule n'est pas non plus suffisante. En effet, par exemple au stade tallage, le taux de couverture et les recouvrements augmentent mais la hauteur n'augmente pas sensiblement. Ces résultats démontrent l'intérêt de l'imagerie stéréoscopique pour prédire les stades de développement puisqu'elle fournit à la fois des prédicteurs liés à la distance et d'autres liés à une image RGB.

Tableau 11 : Abréviations des Tableaux 12, 13 et de la Figure 49

TC	Taux de couverture
H85	Percentile 85 des hauteurs
Termi	Nombre de terminaisons dans le squelette binaire
Inter	Nombre d'intersections dans le squelette binaire
EcartH	Ecart type des hauteurs

Tableau 12 : Exactitude (%) de la classification des images selon 4 dates d'acquisition à Loncée

Prédicteurs	Forêt aléatoire	SVM	Réseau de neurones, nombre de neurones cachés :				
			2	3	10	50	100
Termi, Inter	72,3	75,5	69,0	78,1	68,4	62,4	53,8
H85	84,5	83,2	75,5	85,2	84,5	85,2	85,2
TC	56,8	71,0	67,7	70,2	74,2	69,4	66,9
TC, Termi, Inter	83,2	85,2	69,0	72,3	77,4	68,5	70,3
H85, TC	90,1	94,2	80	93,5	95,5	93,5	91,0
H85, TC, Termi, Inter	92,9	95,5	82,6	92,9	94,2	94,2	94,2
H85, TC, Termi, Inter, EcartH	94,8	96,1	76,8	94,2	94,8	96,1	96,7

Tableau 13 : Exactitude (%) de la classification des images selon 5 dates d'acquisition à Gembloux

Prédicteurs	Forêt aléatoire	SVM	Réseau de neurones, nombre de neurones cachés :				
			2	3	10	50	100
Termi, Inter	77,2	77,9	50,3	69,0	81,4	82,8	75,9
H85	67,6	61,4	56,6	67,6	72,4	71,7	69,7
TC	67,6	69,0	53,1	66,2	67,6	66,9	70,3
TC, Termi, Inter	83,4	79,3	48,3	64,1	78,2	75	73,6
H85, TC	91,7	87,6	57,9	77,9	92,4	91,7	91,7
H85, TC, Termi, Inter	97,2	97,9	62,8	81,3	100	99,3	100
H85, TC, Termi, Inter, EcartH	98,6	97,4	66,2	82,8	98,6	100	100

Concernant les 6 prédicteurs de hauteur testés, les deux percentiles 85 et les deux hauteurs moyennes sont fortement corrélés. Il convient donc d'en choisir un seul à utiliser comme prédicteur dans les modèles. Les performances varient très peu selon que l'un ou l'autre est utilisé. C'est pourquoi seuls les résultats avec le percentile 85 des images pour lesquelles la distance caméra-sol a été déterminée pour 30 zones ont été présentés. L'ajout de l'écart type permet de légèrement améliorer la classification.

Il y aurait peut-être un intérêt à ajouter des prédicteurs liés à la vue 30 degrés. Cela n'a pas été testé car, du fait de la configuration du dispositif d'acquisition, les zones de canopées observées en nadir et à 30 degrés ne sont pas exactement les mêmes.

Les 3 types de classificateurs testés présentent des performances similaires. La comparaison entre des nombres de neurones différents dans la couche cachée montre que 2 ou 3 neurones sont insuffisants. Les meilleures performances sont atteintes pour 100 neurones. Il convient cependant de rester critique face à ces chiffres. Bien que les exactitudes présentées ici aient été déterminées pour des jeux de validation (donc sur des données différentes de celles ayant servi à entraîner le modèle), l'utilisation d'un grand nombre de neurones peut être source de sur-apprentissage. Le classificateur risque de ne pas être généralisable pour des données très différentes de celles d'entraînement/validation. De plus, un grand nombre de neurones augmente le temps de calcul. Pour ces raisons, le choix d'une dizaine de neurones paraît un bon compromis.

Un résultat important est que l'ajout des deux prédicteurs liés au squelette binaire de la canopée permet d'augmenter sensiblement les performances pour la culture de Gembloux. Or, cette classification est plus complexe que celle de Loncée car il y a plus de dates à différencier et l'intervalle de temps entre ces dates est plus court. Les excellents résultats obtenus pour ces classifications relativement simples (minimum une semaine d'intervalle entre les images de classes différentes) sont prometteurs. Une perspective serait d'appliquer la même méthode pour différencier des stades de développement avec une plus fine résolution temporelle. L'ajout des éléments du squelette pourrait alors prendre tout son sens. Pour une telle étude, il serait également intéressant d'améliorer les mesures de hauteur. Enfin, il conviendrait de référencer, pour chaque date d'acquisition d'image, le stade de développement tel que décrit par le code décimal de Zadoks et al. (1974). Une autre perspective serait d'étendre la classification aux stades postérieurs à l'émergence des épis.

Afin d'étudier l'importance relative des prédicteurs dans la construction des classificateurs combinant ceux-ci, la forêt aléatoire a été utilisée. Plus une variable est fréquemment utilisée comme critère de séparation, plus elle est importante. La Figure 49 présente les importances relatives des variables moyennes pour 100 entraînements d'une forêt aléatoire. Les dates d'acquisition étant plus espacées pour le site de Lonzée, la hauteur joue un rôle plus important.

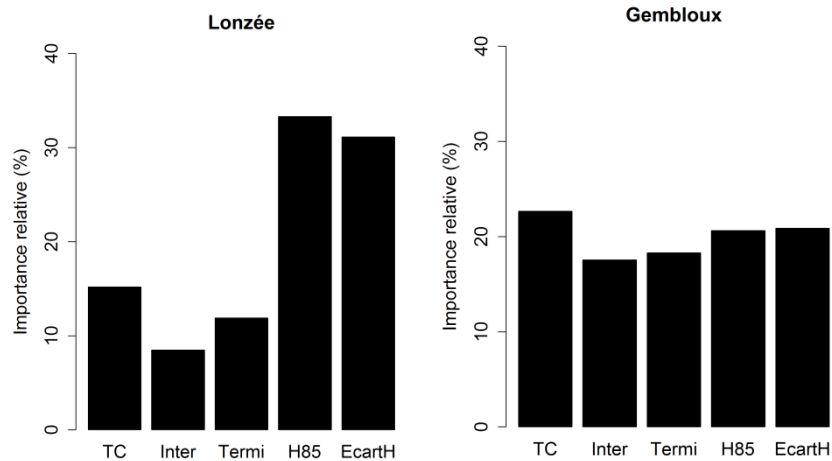


Figure 49 : Moyennes des importances relatives des prédicteurs pour 100 entraînements du classificateur forêt aléatoire

Le côté pervers de l'approche présentée ci-dessus est que la détection de stades ne se base pas sur la détection de nœuds, nombre de feuilles ou autres éléments utilisés pour définir les stades réels mais bien sur une combinaison de prédicteurs architecturaux. L'hypothèse avancée est que chaque stade présente une combinaison unique. Cette hypothèse serait mise à mal si, par exemple, un stade X2 en état de stress, présentait une combinaison de prédicteurs équivalente à un stade X1 non stressé.

7 Comptage des épis

7.1 Performances de la méthode

La méthode proposée permet de compter les épis avec une exactitude de 90,4% pour 180 images acquises le 5 juin. L'écart type résiduel est de 40,7 épis par mètre carré (en moyenne il y a 330 épis par mètre carré). L'exactitude est plus élevée que celles rencontrées dans la littérature pour des conditions similaires. A titre de comparaison, l'estimation du nombre d'épis par relation avec le nombre de pixels de classe épis présente un R^2 de 0,29 et un écart type résiduel de 49,9. De plus, cette deuxième approche ne permet pas de détecter chaque épi comme un objet.

La méthode montre ses limites pour les premiers stades de développement des épis (images prises le 30 mai), lorsqu'ils sont à même hauteur que le couvert et que l'ensoleillement est important. De la saturation sur les feuilles et les épis empêchent d'utiliser les critères de couleur et de texture pour les séparer (Figure 50). Pour une future étude, il serait intéressant de maîtriser ce problème de saturation. Une solution serait, plutôt que d'utiliser le mode automatique du calcul du temps d'intégration, de développer un algorithme qui permet de recommencer l'acquisition en diminuant le temps d'intégration jusqu'à réduire la saturation sous un certain pourcentage de pixels saturés. Un tel algorithme a été testé en fin d'expérimentation et permet effectivement de réduire la saturation.

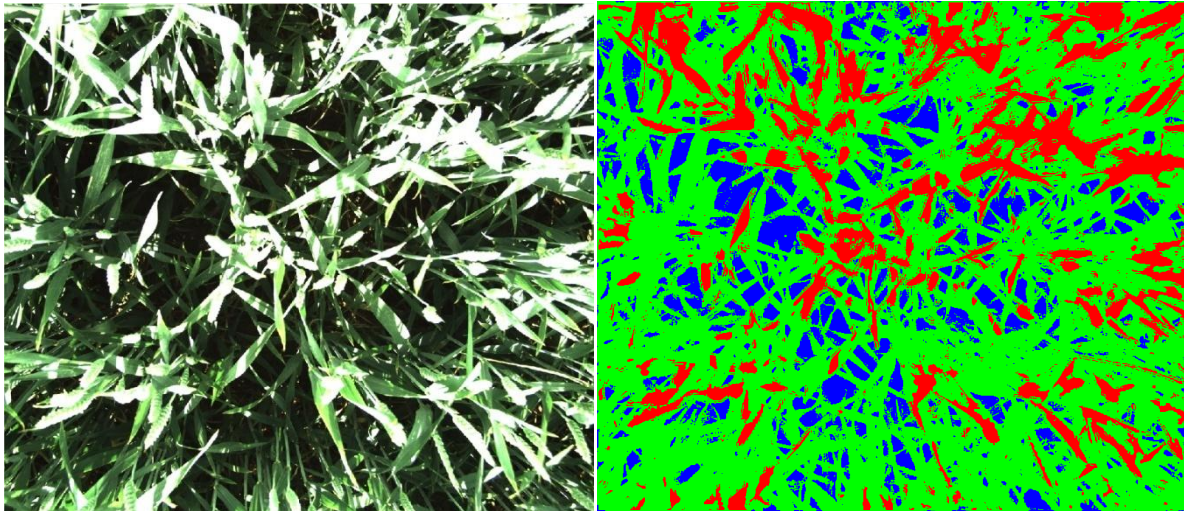


Figure 50 : Problème de segmentation dû à la saturation et à la faible hauteur des épis. A gauche : Image couleur. A droite : Image segmentée (sol en bleu, feuilles en vert et épis en rouge)

Les performances présentées ci-dessus concernent le comptage d'épis dans une image. Pour obtenir une estimation correcte du nombre d'épis par mètre carré pour la micro-parcelle, deux phénomènes posent problème :

- Effet de bord : comptage de trop ou trop peu d'épis selon que les bords de l'image coupent des plants de façon à ce que des fragments d'épis soient visibles ou non.
- La surface "vue" par la caméra au niveau de la base des épis et calculée sur base du percentile 85 de la distance caméra-épis est peut être légèrement différente de la surface réelle qui inclut les épis de l'image.

Cependant, au vu de la taille de la zone vue par l'image (ordre de grandeur : de 0,45 mètres carrés et 135 épis), l'impact de ces effets est limité.

En raison du côté chronophage du comptage d'épis de référence, cette étude a été limitée aux 180 images acquises par temps nuageux le 5 juin à Lonzeé. Il serait intéressant de réaliser le même travail pour d'autres dates pour lesquelles des images ont été acquises et pour l'orge de printemps. De plus, il serait intéressant de tester d'autres paramètres texturaux pour améliorer la segmentation, surtout pour les images sur lesquelles la saturation sur les épis a été limitée. Différentes tailles de fenêtre mobile peuvent être combinées pour les deux paramètres utilisés. Il serait également intéressant d'utiliser les paramètres texturaux construits à partir d'une matrice de cooccurrence (Cointault et al., 2008a).

7.2 Comparaison de la densité d'épis des différentes modalités d'apport d'azote

La Figure 51 montre que le comptage automatique fournit des résultats proches du comptage manuel dans le suivi des traitements azotés, à l'exception des parcelles n'ayant pas reçu d'azote. Une hypothèse pour expliquer ce problème est que, sans apports d'azote, la canopée est moins dense et les ligules sont visibles sur les images. Un défaut de la méthode de segmentation par apprentissage automatique cause la détection de ces ligules, saturées sur les images, comme des épis supplémentaires.

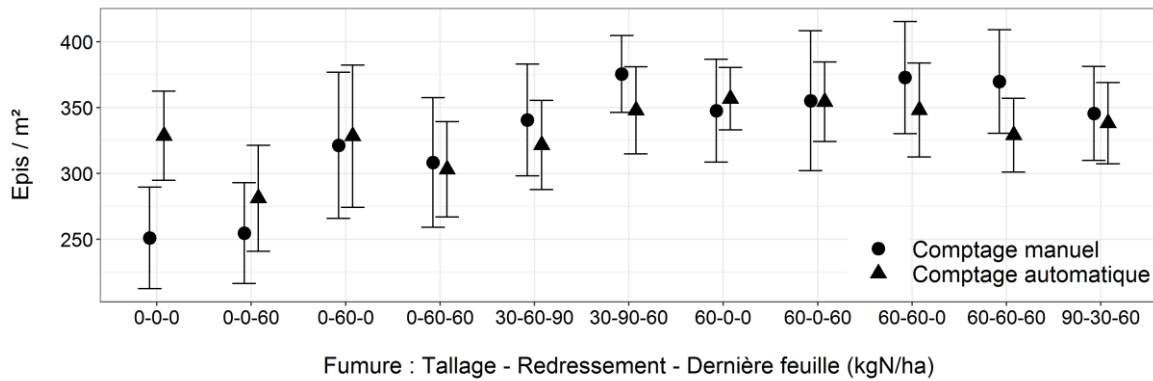


Figure 51 : Densité d'épis selon la modalité de fumure reçue pour le site de Lonzée. L'écart type représente la variabilité entre les 16 images différentes (4 répétitions et 4 images par micro-parcelle) pour une même modalité de fumure.

8 Longueur des épis

La longueur de l'épi de collection a été retrouvée avec une erreur de 8,8 %. Pour l'épi de froment frais, certaines images n'ont pas pu être exploitées à cause d'une mauvaise qualité de la mise en correspondance. Une hypothèse serait que la cause de celle-ci soit l'éclairage artificiel du labo, non homogène et responsable de réflexions spéculaires¹ différentes perçues par les deux caméras. L'évolution des tissus pour l'épi sec de collection diminuerait la réflexion spéculaire, expliquant que ce problème est rencontré uniquement pour l'épi frais. Pour ce dernier, seules 6 images sur les 10 ont été utilisables. L'erreur est de 14,5 %. Ce taux d'erreur plus élevé est notamment expliqué par la longueur plus importante de cet épi, si bien qu'il était courbé. De plus, pour les deux épis, la vue pour laquelle les caméras avaient leur axe optique parallèle à la longueur de l'épi et ne voyaient que le sommet de celui-ci n'ont pas permis de mesurer correctement la longueur, puisque la base de l'épi n'était pas visible. En champ, les épis de froment peuvent être dressés, il conviendrait alors de privilégier une vue plus latérale. Il faut également noter le temps de calcul de plus d'une minute par épi, à cause du calcul de distances entre les points pour la classification tige-épi. Pour une image prise en champ comportant plus d'une centaine d'épis exploitables, il sera intéressant d'échantillonner afin de réduire le temps de calcul.

Le traitement des images présenté ici n'a pas été totalement automatique car le critère pour séparer la tige de l'épi basé sur le nombre de voisins de chaque point dans un rayon donné a dû être adapté manuellement pour certaines images. Une possibilité pour réaliser automatiquement cette segmentation serait d'implémenter la méthode "Surface Feature Histogram" proposée par Rusu et al.(2008) et Rusu et al. (2009) et appliquée à la segmentation tige-épi par Paulus et al. (2013).

¹ La lumière réfléchiée par un objet peut être divisée en réflexion diffuse, c'est-à-dire dans toutes les directions, et en réflexion spéculaire pour laquelle chaque rayon est réfléchi dans une direction unique. La proportion de réflexion spéculaire dépend de la texture de l'objet.

9 Considérations sur les limites du travail

9.1 Nombre et qualité des mesures de référence

Le côté chronophage des mesures de référence et la nécessité de répétitions pour tenir compte de la variabilité naturelle à l'échelle des micro-parcelles ont limité leur nombre. L'exactitude est limitée par les erreurs humaines et la faible emprise spatiale des zones échantillonnées. Dès lors, il est parfois difficile de connaître les performances réelles des méthodes d'imagerie. Plusieurs éléments dans cette étude laissent notamment à penser que certaines mesures par imagerie rendent mieux compte de la réalité que leurs mesures de référence, notamment plus de cohérence par rapport aux différences de croissance attendues en fonction de la fumure.

9.2 Position des caméras

Un espacement de 50 millimètres entre les caméras de chaque paire a été utilisé afin d'obtenir une image d'une taille suffisante pour être représentative de la micro-parcelle tout en ayant une bonne résolution de mesure de distance. Pour une caméra située à 1 mètre de la cible (cas de cette étude), Li et al. (2017) ont cependant montré que l'espacement fournissant les meilleurs résultats était 80 millimètres. Il serait possible d'améliorer la carte de profondeur, au prix d'une perte d'une partie de l'image (zones non vues par les deux caméras). Il serait également intéressant de tester d'autres inclinaisons des caméras.

9.3 Algorithme de mise en correspondance utilisé

L'algorithme "Semi-Global Block Matching" proposé par Matlab a été choisi pour sa simplicité d'utilisation et sa vitesse de calcul. Comme détaillé précédemment, Li et al. (2017) ont développé un algorithme qui présente de meilleures performances pour les images tests "teddy" et "cones". De plus, il a été développé également pour du phénotypage de plantes. Cet algorithme repose sur la transformée de Census. Une implémentation de celui-ci pourrait permettre d'améliorer les résultats. Il s'agit néanmoins toujours d'une approche par corrélation. Or, celles-ci présentent trois contraintes importantes (Devernay, 1997) :

- Contrainte lambertienne : l'intensité de la projection de chaque point dans l'image doit être indépendante de l'angle avec laquelle une caméra voit ce point, cela implique l'absence de réflexion spéculaire.
- Contrainte fronto-parallèle : les surfaces doivent être parallèles aux plans rétinien des caméras.
- Contrainte de continuité : les surfaces doivent être continues.

Aucune de ces trois contraintes n'est respectée dans le cas d'une canopée de céréales. Cela explique la création d'une carte de disparité incomplète et partiellement erronée.

9.4 Sensibilité aux paramètres

Les paramètres utilisés à toutes les étapes de ce travail (acquisition d'image, algorithme de vision stéréoscopique, segmentation, calcul des traits 3D, "machine learning", analyse des résultats,...) sont extrêmement nombreux. Les paramètres les plus importants ont été étudiés et choisis en conséquence mais il était absolument impossible d'analyser la sensibilité des résultats à tous les différents paramètres/combinaisons de paramètres. En effet, à titre d'exemple, une simple fonction Matlab ou R

parmi toutes celles utilisées peut présenter une dizaine de paramètres. Il faut être conscient que les résultats dépendent des choix effectués.

9.5 Effet des maladies fongiques

Certaines micro-parcelles ont été impactées par des maladies fongiques, notamment la septoriose. Ces maladies sont responsables de dommages qui peuvent se manifester par un effet sur les traits architecturaux. Afin de tenir compte de ces effets, il aurait fallu relever la gravité et l'occurrence des maladies et ainsi ajouter un facteur supplémentaire aux analyses de variance effectuées.

VI. Conclusion

Les traits architecturaux suivants ont été mesurés par imagerie stéréoscopique pour une culture de froment d'hiver et une culture d'orge de printemps en combinant les informations de profondeur et une image RGB : LAI, MTA, hauteur, biomasse, nombre d'épis. Pour atteindre cet objectif, des défis ont été surmontés (segmentation robuste aux variations d'illumination, remplissage des trous dans la carte de disparité,...) et des approches innovantes ont été proposées (utilisation du squelette des images binaires, approche par échantillonnage pour obtenir une distribution des angles des feuilles,...).

Les résultats obtenus pour le LAI confirment ceux obtenus par Leemans et al. (2013). Le LAI pour une modalité de fumure peut être estimé avec un écart type résiduel de 0,21. La mesure du MTA en laboratoire présente une erreur inférieure à 4 degrés. En champ, elle permet de suivre l'évolution de l'angle moyen au cours de la saison. La biomasse a été estimée à partir d'informations de hauteur et de surface foliaire. Les épis ont été comptés avec une exactitude de 90,4%. La hauteur moyenne de l'insertion de la dernière feuille et du sommet des épis ont été estimés avec des écarts types résiduels respectivement de 3 et 1,6 centimètres. De plus, grâce à des méthodes d'apprentissage supervisé, une combinaison de traits mesurés permet de prédire la date d'acquisition avec une exactitude proche de 100%. Cette approche pourrait être utilisée pour prédire le stade de développement. Enfin, la longueur d'un épi sous de multiples orientations a été mesurée en laboratoire avec une erreur de 8,8 %, démontrant que la stéréoscopie a le potentiel pour étudier la morphologie des épis.

Plusieurs éléments limitent les conclusions tirées, notamment l'absence ou l'inexactitude des mesures de référence et le choix discutable des paramètres à chaque étape. Malgré ces limitations, la méthode stéréoscopique a démontré son potentiel pour mesurer avec une précision satisfaisante pour les applications agronomiques de nombreux traits. Pour certains traits, la mesure absolue est difficile, contrairement à une mesure manuelle, mais la mesure relative offerte par la vision stéréoscopique s'est avérée très précise pour comparer des architectures différentes.

Par rapport à une mesure manuelle laborieuse ou une technologie comme le LiDAR, la vision stéréoscopique offre une solution intégrée de mesure de traits architecturaux combinant un coût raisonnable, un faible encombrement et une grande flexibilité des caméras avec une acquisition rapide de l'ordre de la seconde et un volume de données à stocker raisonnable (30 mégaoctets pour une image 12 bits de 2048 x 2560 pixels).

VII. Perspectives

Tout d'abord, le dispositif d'acquisition d'images peut être amélioré. Outre une étude de sensibilité approfondie sur les différentes positions des deux paires de caméras et l'utilisation d'un algorithme adapté pour éviter la saturation, des modifications plus novatrices peuvent être envisagées. Il serait par exemple possible de combiner les deux paires de caméras, soit pour obtenir des images dans le même système de coordonnées, soit pour construire un système quadroculaire tel que proposé par Kaczmarek (2017). Une autre possibilité serait de combiner le capteur stéréoscopique avec une caméra multispectrale ou hyperspectrale afin d'utiliser des bandes de longueurs d'onde différentes pour faire apparaître des informations sur l'état de santé des plantes ou pour faciliter la détection de certains éléments de la canopée tels que les épis.

Une idée de future recherche serait de réaliser un suivi temporel fin d'individus moyens à une échelle de l'ordre du mètre carré afin de tester la capacité de la méthode à construire une courbe de croissance mais aussi de mieux comprendre la dynamique des différents traits en interaction avec leur environnement. Ce maillage temporel fin permettrait de tester la capacité à différencier les stades de développement.

En matière d'angle foliaire, les résultats de ce travail ont été focalisés sur l'angle moyen, notamment pour pouvoir comparer les méthodes avec la littérature. Cependant, la détermination automatique de la distribution d'angles pour une canopée de céréales est une innovation majeure. Une étude plus approfondie de l'évolution de l'histogramme des angles en cours de saison pourrait être intéressante. Il s'agirait également de valider les méthodes de détermination d'angles proposées. Une piste pour cela serait de construire une canopée artificielle avec des éléments d'angles connus telle que réalisée par Liu et al. (2017) avec des cylindres de bois. Une imprimante 3D pourrait être utilisée pour construire facilement une telle canopée.

Le nombre de talles est un trait architectural qui n'a pas été investigué dans ce travail. Son étude est importante car il conditionne très tôt le nombre maximal d'épis et, par conséquent, influence le rendement. Des tests sont encore nécessaires pour évaluer la capacité de la méthode stéréoscopique à déterminer celui-ci avant l'apparition des épis. De par la complexité de la canopée, la mesure directe semble difficile. Une piste pourrait être de d'estimer le nombre de talles par corrélation avec des informations provenant du nuage de points 3D et du squelette de l'image binaire.

La combinaison de la densité d'épis et d'informations sur leur morphologie pourrait permettre de prédire le rendement final en grains. Outre la longueur des épis, il serait intéressant de compter le nombre de rangs de ceux-ci en champ et d'étudier la variation de diamètre sur la longueur pour caractériser la forme. Les paramètres touchant à la forme globale de l'épi peuvent être obtenus par stéréoscopie à une distance de 1 mètre. Pour s'intéresser au nombre de rangs ou à des détails plus précis, des méthodes 2D basées sur la texture d'images acquises plus près des épis (50 centimètres) pourraient être plus adaptées car la structure de l'épi rend difficile la mise en correspondance stéréoscopique.

Un autre enjeu majeur dans la prédiction du rendement serait de s'intéresser à la morphologie de la dernière feuille, de grande importance durant le remplissage du grain. La dernière feuille pourrait être différenciée des autres sur base de la hauteur. Son inclinaison, sa surface et sa longueur pourraient être déterminées avec les méthodes présentées dans ce travail.

Un élément à considérer est que la méthode stéréoscopique s'avère précise pour mettre en évidence des différences d'architecture sur base du nuage de points. Par contre, le passage de ce nuage de points vers des paramètres agronomiques tels que le LAI, la hauteur d'une partie de plante ou encore l'angle de feuilles peut souffrir d'erreurs systématiques. La détermination de valeurs absolues de ces paramètres nécessite un étalonnage avec des mesures de référence. La comparaison entre deux canopées pourrait donc être basée sur des descripteurs du nuage de points 3D, par exemple sa hauteur moyenne ou son percentile 85 de hauteur, sans nécessairement se rattacher à des traits mesurables manuellement.

Outre les traits morphologiques, d'autres types de traits pourraient être extraits des images acquises par les caméras stéréoscopiques, sur base de l'information 2D. Cela permettrait d'exploiter au mieux ces images. Des informations physiologiques pourraient être extraites sur base de la réflectance des feuilles. De plus, des informations phénologiques pourraient être obtenues par détection d'éléments liés à des stades de développement tels que l'émergence des épis ou la présence d'anthères sur ceux-ci (stade floraison). Après détection de l'épis, la couleur blanche des anthères permettrait de les distinguer.

Dans cette étude, la stéréoscopie a été employée pour comparer des architectures liées à différentes fumures azotées. La même méthode pourrait être appliquée pour étudier des différences architecturales liées à des stress abiotiques comme une période de sécheresse ou encore des stress biotiques tels que les maladies fongiques. De plus, la capacité de classer les feuilles sur base de la distance pourrait permettre de déterminer si les maladies touchent les feuilles basses ou les feuilles hautes, ce qui impacte leur effet sur la plante.

Enfin, la méthode pourrait être généralisée pour d'autres cultures céréalières et pourrait même être intéressante dans le cas d'une association de culture froment-pois, pour laquelle l'architecture de la canopée joue un rôle important (le pois utilise le froment comme tuteur naturel) et conditionne une bonne récolte. Pour cela, une étude préalable serait nécessaire quant à la possibilité de segmenter les deux plantes. Appliquée à des cultures aux canopées moins complexes (pomme de terre, betterave,...), la stéréoscopie permettrait de s'intéresser à chaque feuille individuellement.

VIII. Bibliographie

- Alharbi, N., Zhou, J., & Wang, W. (2018). Automatic Counting of Wheat Spikes from Wheat Growth Images. *Proceedings of the 7th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods (ICPRAM)*, 346–355. <https://doi.org/10.5220/0006580403460355>
- An, N., Welch, S. M., Markelz, R. J. C., Baker, R. L., Palmer, C. M., Ta, J., ... Weinig, C. (2017). Quantifying time-series of leaf morphology using 2D and 3D photogrammetry methods for high-throughput plant phenotyping. *Computers and Electronics in Agriculture*, 135, 222–232. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2017.02.001>
- Bai, G., Ge, Y., Hussain, W., Baenziger, P. S., & Graef, G. (2016). A multi-sensor system for high throughput field phenotyping in soybean and wheat breeding. *Computers and Electronics in Agriculture*, 128, 181–192. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.08.021>
- Baret, F., de Solan, B., Lopez-Lozano, R., Ma, K., & Weiss, M. (2010). GAI estimates of row crops from downward looking digital photos taken perpendicular to rows at 57.5° zenith angle: Theoretical considerations based on 3D architecture models and application to wheat crops. *Agricultural and Forest Meteorology*, 150(11), 1393–1401. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2010.04.011>
- Basheer, I. A., & Hajmeer, M. (2000). Artificial neural networks: Fundamentals, computing, design, and application. *Journal of Microbiological Methods*, 43(1), 3–31. [https://doi.org/10.1016/S0167-7012\(00\)00201-3](https://doi.org/10.1016/S0167-7012(00)00201-3)
- Berbigier, A., Jestin, L., Denis, J., Berbigier, A., Jestin, L., De, J. D. E., & Denis, J. (1981). Etude de quelques caractères agronomiques et technologiques chez des variétés d'orge de printemps. *Agronomie*, 1(2), 143-155.
- Bi, K., Huang, F., & Wang, C. (2011). Quick Acquisition of Wheat Ear Morphology Parameter Based on Imaging Processing. *Communications in Computer and Information Science*, 158, 300-307. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-22694-6_42
- Biskup, B., Scharr, H., Schurr, U., & Rascher, U. (2007). A stereo imaging system for measuring structural parameters of plant canopies. *Plant, Cell and Environment*, 30(10), 1299–1308. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3040.2007.01702.x>
- Bodson, B. (2016). *Le Livre blanc*, 306. Université de Liège - Gembloux Agro Bio Tech
- Boyle R.D., Corke F.M.K., Doonan J. H. (2016). Automated estimation of tiller number in wheat by ribbon detection. *Machine Vision and Applications*, 27(5), 637–646. <https://doi.org/10.1007/s00138-015-0719-5>
- Bradski G., Kaelher A. (2008). Learning OpenCV. O'Reilly Media.
- Bréda, N. J. J. (2003). Ground-based measurements of leaf area index: A review of methods, instruments and current controversies. *Journal of Experimental Botany*, 54(392), 2403–2417. <https://doi.org/10.1093/jxb/erg263>
- Busemeyer, L., Mentrup, D., Möller, K., Wunder, E., Alheit, K., Hahn, V., ... Ruckelshausen, A. (2013). Breedvision - A multi-sensor platform for non-destructive field-based phenotyping in plant breeding. *Sensors (Switzerland)*, 13(3), 2830–2847. <https://doi.org/10.3390/s130302830>

- Butler M.J.A, Mouchot M., Mouchot C., Barale V., LeBlanc C. (1992). Application de la télédétection à la pêche maritime : manuel d'initiation. Document technique sur les pêches, FAO.
- Campos Y., Rodner E., Denzler J., Sossa H., P. G. (2002). Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems. *Computers & Graphics*, 26(3), 528. [https://doi.org/10.1016/S0097-8493\(02\)00077-8](https://doi.org/10.1016/S0097-8493(02)00077-8)
- Chapman, S., Merz, T., Chan, A., Jackway, P., Hrabar, S., Dreccer, M., ... Jimenez-Berni, J. (2014). Pheno-Copter: A Low-Altitude, Autonomous Remote-Sensing Robotic Helicopter for High-Throughput Field-Based Phenotyping. *Agronomy*, 4(2), 279–301. <https://doi.org/10.3390/agronomy4020279>
- Chéné, Y., Rousseau, D., Lucidarme, P., Bertheloot, J., Caffier, V., Morel, P., ... Chapeau-Blondeau, F. (2012). On the use of depth camera for 3D phenotyping of entire plants. *Computers and Electronics in Agriculture*, 82, 122–127. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2011.12.007>
- Cointault, F., Guerin, D., Guillemain, J. P., & Chopinet, B. (2008). In-field triticum aestivum ear counting using colour-texture image analysis. *New Zealand Journal of Crop and Horticultural Science*, 36(2), 117–130. <https://doi.org/10.1080/01140670809510227>
- Cointault, F., Journaux, L., Miteran, O., & Destain, M. F. (2008). Improvements of image processing for wheat ear counting. *Agricultural and Biosystems Engineering for a Sustainable World. International Conference on Agricultural Engineering*. Retrieved from <http://orbi.ulg.ac.be/bitstream/2268/30556/1/Cointault.pdf>
- Confalonieri, R., Palerai, L., Foi, M., Movedi, E., Vesely, F. M., Thielke, W., ... Rossini, L. (2017). PocketPlant3D: Analysing canopy structure using a smartphone. *Biosystems Engineering*, 164, 1–12. <https://doi.org/10.1016/J.BIOSYSTEMSENG.2017.09.014>
- Constantino, K. P., Gonzales, E. J., Lazaro, L. M., Serrano, E. C., & Samson, B. P. (2015). Plant Height Measurement and Tiller Segmentation of Rice Crops Using Image Processing. *Proceedings of the DLSU Research Congress*, 3, 1–6. Retrieved from http://www.dlsu.edu.ph/conferences/dlsu_research_congress/2015/proceedings/FNH/021FNH_Samson_BPV.pdf
- Crain, J. L., Wei, Y., Barker, J., Thompson, S. M., Alderman, P. D., Reynolds, M., ... Poland, J. (2016). Development and deployment of a portable field phenotyping platform. *Crop Science*, 56(3), 965–975. <https://doi.org/10.2135/cropsci2015.05.0290>
- Davis, L. S., & Dyer, C. R. (2001). Volumetric scene reconstruction. *Foundations of Image Understanding*, 469–488.
- Deery, D., Jimenez-Berni, J., Jones, H., Sirault, X., & Furbank, R. (2014). Proximal Remote Sensing Buggies and Potential Applications for Field-Based Phenotyping. *Agronomy*, 5, 349-379. <https://doi.org/10.3390/agronomy4030349>
- Devernay, F. (1997). Vision stéréoscopique et propriétés différentielles des surfaces. Thèse de doctorat. Palaiseau, Ecole Polytechnique.
- Dornbusch, T., Hawkesford, M., Jansen, M., Paulus, S. (2015). Digital Field Phenotyping. Rapport technique. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.1949.6404>

- Fahlgren, N., Gehan, M. A., & Baxter, I. (2015). Lights, camera, action: High-throughput plant phenotyping is ready for a close-up. *Current Opinion in Plant Biology*, 24, 93–99. <https://doi.org/10.1016/j.pbi.2015.02.006>
- Fang, F. (2015). The Retrieval of Leaf Inclination Angle and Leaf Area Index in Maize. Mémoire de master en Sciences de la géo-information et observation de la Terre. Université de Twente.
- Fiorani, F., Rascher, U., Jahnke, S., & Schurr, U. (2012). Imaging plants dynamics in heterogenic environments. *Current Opinion in Biotechnology*, 23(2), 227–235. <https://doi.org/10.1016/j.copbio.2011.12.010>
- Frédéric, C., Journaux, L., Rabatel, G., Christian, G., Ooms, D., Destain, M-F., Gorretta, N., Grenier, G., Laviolle O. & Marin, A. (2009). Image Processing for Crop Characterization in a Context of Precision Agriculture. Agro sup Dijon.
- Furukawa, Y., & Hernandez, C. (2013). Multi-view Stereo : A Tutorial. *Foundations and trends in Computer Vision*, 9(1-2), 164. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-05558-9>
- Gibbs, J. A., Pound, M., French, A. P., Wells, D. M., Murchie, E., & Pridmore, T. (2017). Approaches to three-dimensional reconstruction of plant shoot topology and geometry. *Functional Plant Biology*, 44(1), 62. <https://doi.org/10.1071/FP16167>
- Głąb, T., Sadowska, U., & Żabiński, A. (2015). Application of image analysis for grass tillering determination. *Environmental Monitoring and Assessment*, 187(11). <https://doi.org/10.1007/s10661-015-4899-2>
- Goffart, J. P., Abras, M., & Abdallah, F. Ben. (2013). Gestion de la fertilisation azotée des cultures de plein champ. Perspectives d'amélioration de l'efficacité d'utilisation de l'azote sur base du suivi du statut azoté de la biomasse aérienne. *Biotechnology, Agronomy and Society and Environment*, 17(SPL1), 221–230.
- Gowen, A. A., O'Donnell, C. P., Cullen, P. J., Downey, G., & Frias, J. M. (2007). Hyperspectral imaging - an emerging process analytical tool for food quality and safety control. *Trends in Food Science and Technology*, 18(12), 590–598. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2007.06.001>
- Guo, W., Fukatsu, T., & Ninomiya, S. (2015). Automated characterization of flowering dynamics in rice using field-acquired time-series RGB images. *Plant Methods*, 11, 7. <https://doi.org/10.1186/s13007-015-0047-9>
- Guo, W., Rage, U. K., & Ninomiya, S. (2013). Illumination invariant segmentation of vegetation for time series wheat images based on decision tree model. *Computers and Electronics in Agriculture*, 96, 58–66. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2013.04.010>
- Guo, W., Zheng, B., Duan, T., Fukatsu, T., Chapman, S., & Ninomiya, S. (2017). EasyPCC: Benchmark datasets and tools for high-throughput measurement of the plant canopy coverage ratio under field conditions. *Sensors (Switzerland)*, 17(4). <https://doi.org/10.3390/s17040798>
- Gutiérrez, S., & Marroquín, J. L. (2003). Disparity estimation and reconstruction in stereo vision. Centre de recherches en Mathématiques, Mexico.
- Hämmerle, M., & Höfle, B. (2016). Direct derivation of maize plant and crop height from low-cost time-of-flight camera measurements. *Plant Methods*, 12(1), 1–13. <https://doi.org/10.1186/s13007-016-0150-6>

- Hamuda, E., Glavin, M., & Jones, E. (2016). A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field. *Computers and Electronics in Agriculture*, *125*, 184–199. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.04.024>
- Hamuda, E., Mc Ginley, B., Glavin, M., & Jones, E. (2017). Automatic crop detection under field conditions using the HSV colour space and morphological operations. *Computers and Electronics in Agriculture*, *133*, 97–107. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.11.021>
- Hirschm, H. (2007). Stereo Processing by Semi-Global Matching and Mutual Information. *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *30*(2), 328-341.
- Ho, T. K. (1995). Random Decision Forests. *ICDAR '95 Proceedings of the Third International Conference on Document Analysis and Recognition*, *1*, 278
- Holman, F. H., Riche, A. B., Michalski, A., Castle, M., Wooster, M. J., & Hawkesford, M. J. (2016). High throughput field phenotyping of wheat plant height and growth rate in field plot trials using UAV based remote sensing. *Remote Sensing*, *8*(12). <https://doi.org/10.3390/rs8121031>
- Hughes, N., Askew, K., Scotson, C. P., Williams, K., Sauze, C., Corke, F., ... Nibau, C. (2017). Non-destructive, high-content analysis of wheat grain traits using X-ray micro computed tomography. *Plant Methods*, *13*(1), 76. <https://doi.org/10.1186/s13007-017-0229-8>
- Ivanov, N., Boissard, P., Chapron, M., & Valery, P. (1994). Estimation of the height and angles of orientation of the upper leaves in the maize canopy using stereovision. *Agronomie*, *2*, 183–194.
- Jay, S., Rabatel, G., Gorretta, N., Jay, S., Rabatel, G., & In-field, N. G. (2014). In-field crop row stereo-reconstruction for plant phenotyping. *Second International Conference on Robotics and associated High-Technologies and Equipment for Agriculture and forestry (RHEA-2014)*, Madrid, Spain.
- Kaczmarek, A. L. (2017). Stereo vision with Equal Baseline Multiple Camera Set (EBMCS) for obtaining depth maps of plants. *Computers and Electronics in Agriculture*, *135*, 23–37. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.11.022>
- Kanuma, T., Ganno, K., Hayashi, S., & Sakaue, O. (1998). Leaf Area Measurement Using Stereo Vision. *IFAC Proceedings Volumes*, *31*(5), 157–162. [https://doi.org/10.1016/S1474-6670\(17\)42115-X](https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)42115-X)
- Keller, Z., & Feekes, B. (2008). Principaux stades repères de la végétation en céréales. *Livre Blanc "Céréales" Gembloux*, 47–53.
- Kirchgessner, N., Liebisch, F., Yu, K., Pfeifer, J., Friedli, M., Hund, A., & Walter, A. (2017). The ETH field phenotyping platform FIP: A cable-suspended multi-sensor system. *Functional Plant Biology*, *44*(1), 154–168. <https://doi.org/10.1071/FP16165>
- Kong, L., Xie, Y., Hu, L., Feng, B., & Li, S. (2016). Remobilization of vegetative nitrogen to developing grain in wheat (*Triticum aestivum* L.). *Field Crops Research*, *196*, 134–144. <https://doi.org/10.1016/J.FCR.2016.06.015>
- Lati, R. N., Filin, S., & Eizenberg, H. (2013). Plant growth parameter estimation from sparse 3D reconstruction based on highly-textured feature points. *Precision Agriculture*, *14*(6), 586–605. <https://doi.org/10.1007/s11119-013-9317-6>

- Leemans, V., Dumont, B., & Destain, M.-F. (2013). Assessment of plant leaf area measurement by using stereo-vision. *2013 International Conference on 3D Imaging (IC3D)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/IC3D.2013.6732085>
- Leemans, V. (2016). Image Acquisition, Image treatment, Image analysis. Cours d'analyse d'image. Gembloux Agro Bio Tech.
- Lefebvre, S. (2008). Approche monodimensionnelle de la mise en correspondance stéréoscopique par corrélation - Application à la détection d'obstacles routiers. Thèse de doctorat. Université des Sciences et Technologies de Lille.
- Li, D., Xu, L., Tang, X., Sun, S., Cai, X., & Zhang, P. (2017). 3D Imaging of Greenhouse Plants with an Inexpensive Binocular Stereo Vision System. *Remote Sensing*, *9*(12), 508. <https://doi.org/10.3390/rs9050508>
- Li, F., Mistele, B., Hu, Y., Chen, X., & Schmidhalter, U. (2014). Reflectance estimation of canopy nitrogen content in winter wheat using optimised hyperspectral spectral indices and partial least squares regression. *European Journal of Agronomy*, *52*, 198–209. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2013.09.006>
- Li, L., Zhang, Q., & Huang, D. (2014). A review of imaging techniques for plant phenotyping. *Sensors (Switzerland)*, *14*(11), 20078–20111. <https://doi.org/10.3390/s141120078>
- Liu, S., Baret, F., Abichou, M., Boudon, F., Thomas, S., Zhao, K., ... de Solan, B. (2017). Estimating wheat green area index from ground-based LiDAR measurement using a 3D canopy structure model. *Agricultural and Forest Meteorology*, *247*(November 2016), 12–20. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2017.07.007>
- Liu, Y. (2006). Using SVM and Error-correcting Codes for Multiclass Dialog Act Classification in Meeting Corpus. *Matrix*, 1938–1941.
- Loch, B. I. (2004). Surface fitting for the modelling of plant leaves. Thèse de doctorat. Université de Queensland.
- Maimon, O., & Rokach, L. (2010). *Data Mining and Knowledge Discovery. Kodo Keiryogaku (The Japanese Journal of Behaviormetrics)*, *26*. <https://doi.org/10.2333/jbhmk.26.46>
- Malambo, L., Popescu, S. C., Murray, S. C., Putman, E., Pugh, N. A., Horne, D. W., ... Bishop, M. (2018). Multitemporal field-based plant height estimation using 3D point clouds generated from small unmanned aerial systems high-resolution imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *64*, 31–42. <https://doi.org/10.1016/J.JAG.2017.08.014>
- Meyer, G. E., & Neto, J. C. (2008). Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, *63*(2), 282–293. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.03.009>
- Miller, N. D., Haase, N. J., Lee, J., Kaeppler, S. M., de Leon, N., & Spalding, E. P. (2017). A robust, high-throughput method for computing maize ear, cob, and kernel attributes automatically from images. *The Plant Journal*, *89*(1), 169–178. <https://doi.org/10.1111/tpj.13320>
- Morat, J. (2008). Vision stéréoscopique par ordinateur pour la détection et le suivi de cibles pour une application automobile. Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Grenoble. <https://hal.archives-ouvertes.fr/tel-00343675/>

- Müller-Linow, M., Pinto-Espinosa, F., Scharr, H., & Rascher, U. (2015). The leaf angle distribution of natural plant populations: Assessing the canopy with a novel software tool. *Plant Methods*, *11*(1), 1–16. <https://doi.org/10.1186/s13007-015-0052-z>
- Mutto, C. D., Zanuttigh, P., & Cortelazzo, G. M. (2010). Scene Segmentation by Color and Depth Information and its Applications . Université de Padova. https://www.researchgate.net/profile/Carlo_Dal_Mutto/publication/229041219_Scene_Segmentation_by_Color_and_Depth_Information_and_its_Applications/links/00b7d516c335902ae9000000.pdf%5Cnpapers3://publication/uuid/13EA7CEE-6A01-4A48-8A56-1F6657188536
- Naito, H., Ogawa, S., Valencia, M. O., Mohri, H., Urano, Y., Hosoi, F., ... Omasa, K. (2017). Estimating rice yield related traits and quantitative trait loci analysis under different nitrogen treatments using a simple tower-based field phenotyping system with modified single-lens reflex cameras. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *125*, 50–62. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.01.010>
- OGTR : Office of the Gene Technology Regulator (Australian Government : Department of Health and Ageing) (2008). The Biology of *Hordeum vulgare* L. (barley).
- Oqielat, M. N. (2017). Surface fitting methods for modelling leaf surface from scanned data. *Journal of King Saud University - Science*. <https://doi.org/10.1016/j.jksus.2017.03.008>
- Otsu, N. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, *9*(1), 62–66. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>
- Park, B., & Lu, R. (2015). *Hyperspectral Imaging Technology in Food and Agriculture*. https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2836-1_13
- Park, J.-I., & Inoue, S. (1998). Acquisition of sharp depth map from multiple cameras. *Signal Processing: Image Communication*, *14*(1–2), 7–19. [https://doi.org/10.1016/S0923-5965\(98\)00025-3](https://doi.org/10.1016/S0923-5965(98)00025-3)
- Paulus, S., Dupuis, J., Mahlein, A., & Kuhlmann, H. (2013). Surface Feature Based Classification of Plant Organs From 3D Laser Scanned Point Clouds for Plant Phenotyping.Pdf. *BMC Bioinformatics*, 1–12.
- Piron, A., van der Heijden, F., & Destain, M. F. (2011). Weed detection in 3D images. *Precision Agriculture*, *12*(5), 607–622. <https://doi.org/10.1007/s11119-010-9205-2>
- Pound, M. P., Atkinson, J. A., Wells, D. M., Pridmore, T. P., & French, A. P. (2017). Deep Learning for Multi-task Plant Phenotyping. *bioRxiv*, 204552. <https://doi.org/10.1101/204552>
- Qiongyan, L., Cai, J., Berger, B., Okamoto, M., & Miklavcic, S. J. (2017). Detecting spikes of wheat plants using neural networks with Laws texture energy. *Plant Methods*, *13*, 83. <https://doi.org/10.1186/s13007-017-0231-1>
- Rabaud, C. (2008). Une nouvelle approche de mise en correspondance stéréoscopique dense par méthodes possibilistes. Thèse de doctorat. Université Montpellier II - Sciences et Techniques du Languedoc.
- Rodin, V., & Ayache, A. (1994). Stéréovision axiale: modélisation et calibrage du système de prises de vues, reconstruction 3D d'objets naturels. *Traitement Du Signal*, *11*(5), 373–391.

- Roth, L., Aasen, H., Walter, A., & Liebisch, F. (2018). Extracting leaf area index using viewing geometry effects—A new perspective on high-resolution unmanned aerial system photography. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *141*, 161–175. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.04.012>
- Rousseau, D. (2015). Counting leaves without “finger-counting” by supervised multiscale frequency analysis of depth images from top view. *Proceedings of the Computer Vision Problems in Plant Phenotyping (CVPPP)*, 1–9.
- Rusu, R. B., Blodow, N., & Beetz, M. (2009). Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D registration. *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 3212–3217. <https://doi.org/10.1109/ROBOT.2009.5152473>
- Rusu, R. B., Marton, Z. C., Blodow, N., & Beetz, M. (2008). Persistent point feature histograms for 3D point clouds. *Intelligent Autonomous Systems 10, IAS 2008*, 119–128. <https://doi.org/10.3233/978-1-58603-887-8-119>
- Moorthy S., Boigelot B. & Mercatoris B. (2015). Effective segmentation of green vegetation for resource-constrained real-time applications. *Precision Agriculture*, *15*(2), 257–266.
- Sadeghi-tehran, P., Sabermanesh, K., Virlet, N., & Hawkesford, M. J. (2017). Automated Method to Determine Two Critical Growth Stages of Wheat : Heading and Flowering, *8*(February), 1–14. <https://doi.org/10.3389/fpls.2017.00252>
- Sadeghi-Tehran, P., Virlet, N., Sabermanesh, K., & Hawkesford, M. J. (2017). Multi-feature machine learning model for automatic segmentation of green fractional vegetation cover for high-throughput field phenotyping. *Plant Methods*, *13*(1), 1–16. <https://doi.org/10.1186/s13007-017-0253-8>
- Salas Fernandez, M. G., Bao, Y., Tang, L., & Schnable, P. S. (2017). *A High-Throughput, Field-Based Phenotyping Technology for Tall Biomass Crops. Plant Physiology* (Vol. 174). <https://doi.org/10.1104/pp.17.00707>
- Scharr, H., Briese, C., Embgenbroich, P., Fischbach, A., Fiorani, F., & Müller-Linow, M. (2017). Fast High Resolution Volume Carving for 3D Plant Shoot Reconstruction. *Frontiers in Plant Science*, *8*, 1680. <https://doi.org/10.3389/fpls.2017.01680>
- Scharstein, D., & Szeliski, R. (2003). High-Accuracy Stereo Depth Maps Using Structured Light. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, *1*(June), 1-195-I-202. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2003.1211354>
- Scharstein, D., & Szeliski, R. (2002). A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms. *International Journal of Computer Vision*, *47*(1/3), 7–42. <https://doi.org/10.1023/A:1014573219977>
- Scotford, I. M., & Miller, P. C. H. (2004). Estimating tiller density and leaf area index of winter wheat using spectral reflectance and ultrasonic sensing techniques. *Biosystems Engineering*, *89*(4), 395–408. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2003.09.009>
- Shafiekhani, A., Kadam, S., Fritschi, F., & DeSouza, G. (2017). Vinobot and Vinoculer: Two Robotic Platforms for High-Throughput Field Phenotyping. *Sensors*, *17*(12), 214. <https://doi.org/10.3390/s17010214>

- Shibayama, M., & Watanabe, Y. (2007). Estimating the Mean Leaf Inclination Angle of Wheat Canopies Using Reflected Polarized Light. *Plant Production Science*, *10*(3), 329–342. <https://doi.org/10.1626/pp.10.329>
- Sodhi, P., Vijayarangan, S., & Wettergreen, D. (2017). In-field segmentation and identification of plant structures using 3D imaging. In *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (pp. 5180–5187). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IROS.2017.8206407>
- de Solan, B., Frederic, B., Thomas, S., Beauchêne, K., Comar A., Fournier, A., Weiss, M. & Gouache, D. (2015). PHENOMOBILE-V1 A fully automated high throughput phenotyping system. Poster.
- Strange, H., Zwiggelaar, R., Sturrock, C., Mooney, S. J., & Doonan, J. H. (2015). Automatic estimation of wheat grain morphometry from computed tomography data. *Functional Plant Biology*, *42*(5), 452. <https://doi.org/10.1071/FP14068>
- Svensgaard, J., Roitsch, T., & Christensen, S. (2014). Development of a Mobile Multispectral Imaging Platform for Precise Field Phenotyping. *Agronomy*, *4*(3), 322–336. <https://doi.org/10.3390/agronomy4030322>
- Talbot, H. (2005). Introduction à l'analyse d'images. Cours de Morphologie Mathématique.
- Tardieu, F., Cabrera-Bosquet, L., Pridmore, T., & Bennett, M. (2017). Plant Phenomics, From Sensors to Knowledge. *Current Biology*, *27*(15), R770–R783. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2017.05.055>
- Tilneac, M., Dolga, V., Grigorescu, S., & Bitea, M. A. (2012). 3D stereo vision measurements for weed-crop discrimination. *Elektronika Ir Elektrotechnika*, *123*(7), 9–12. <https://doi.org/10.5755/j01.eee.123.7.2366>
- Ubbens, J. R., & Stavness, I. (2017). Deep Plant Phenomics: A Deep Learning Platform for Complex Plant Phenotyping Tasks. *Frontiers in Plant Science*, *8*(July). <https://doi.org/10.3389/fpls.2017.01190>
- Ubbens, J., Cieslak, M., Prusinkiewicz, P., & Stavness, I. (2018). The use of plant models in deep learning: an application to leaf counting in rosette plants. *Plant Methods*, *14*(1), 6. <https://doi.org/10.1186/s13007-018-0273-z>
- Velumani, K., Oude Elberink, S., Yang, M. Y., & Baret, F. (2017). Wheat ear detection in plots by segmentation mobile laser scanner data. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, *IV-2/W4*, 149–156. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-IV-2-W4-149-2017>
- Vilmus, I., Ecartot, M., Verzelen, N., & Roumet, P. (2014). Monitoring Nitrogen Leaf Resorption Kinetics by Near-Infrared Spectroscopy during Grain Filling in Durum Wheat in Different Nitrogen Availability Conditions. *Crop Science*, *54*(1), 284. <https://doi.org/10.2135/cropsci2013.02.0099>
- Virlet, N., Sabermanesh, K., Sadeghi-Tehran, P., & Hawkesford, M. J. (2017). Field Scanalyzer: An automated robotic field phenotyping platform for detailed crop monitoring. *Functional Plant Biology*, *44*(1), 143–153. <https://doi.org/10.1071/FP16163>
- Vogiatzis, G., & Hernández, C. (2011). Video-based, real-time multi-view stereo. *Image and Vision Computing*, *29*(7), 434–441. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2011.01.006>

- Warren-Wilson, J. (1963). Estimation of foliage denseness and foliage angle by inclined point quadrats. *Australian Journal of Botany*, *11*(1), 95–105. <https://doi.org/10.1071/BT9630095>
- Weiss, M., Baret, F., Smith, G. J., Jonckheere, I., & Coppin, P. (2004). Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination Part II. Estimation of LAI, errors and sampling. *Agricultural and Forest Meteorology*, *121*(1–2), 37–53. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2003.08.001>
- Willenborg, C. J., & Van Acker, R. C. (2008). The biology and ecology of hexaploid wheat (*Triticum aestivum* L.) and its implications for trait confinement. *Canadian Journal of Plant Science*, *88*(James 2006), 997–1013.
- Yang, W., Xu, X., Duan, L., Luo, Q., Chen, S., Zeng, S., & Liu, Q. (2011). High-throughput measurement of rice tillers using a conveyor equipped with x-ray computed tomography. *Review of Scientific Instruments*, *82*(2). <https://doi.org/10.1063/1.3531980>
- Yanli, L., Shaokun, L., Jihua, W., Jones, C. L., Ruizhi, X., & Zhijie, W. (2007). Differentiating wheat varieties with different leaf angle distributions using ndvi and canopy cover. *New Zealand Journal of Agricultural Research*, *50*(5), 1149–1156. <https://doi.org/10.1080/00288230709510397>
- Yu, K., Kirchgessner, N., Grieder, C., Walter, A., & Hund, A. (2017). An image analysis pipeline for automated classification of imaging light conditions and for quantification of wheat canopy cover time series in field phenotyping. *Plant Methods*, *13*(1), 1–13. <https://doi.org/10.1186/s13007-017-0168-4>
- Yun, L. (2012). Traitement et analyse d'images stéréoscopiques avec les approches du calcul générique sur un processeur graphique. Thèse de doctorat. Université de Montréal.
- Zadoks, J., Chang, T., & Konzak, C. (1974). A decimal growth code for the growth stages of cereals. *Weed Research*, *14*(14), 415–421.
- Zanuttigh, P., Marin, G., Dal Mutto, C., Dominio, F., Minto, L., & Cortelazzo, G. M. (2016). *Time-of-Flight and Structured Light Depth Cameras. Time-of-Flight and Structured Light Depth Cameras: Technology and Applications*. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-30973-6>
- Zou, X., Möttus, M., Tammeorg, P., Torres, C. L., Takala, T., Pisek, J., ... Pellikka, P. (2014). Photographic measurement of leaf angles in field crops. *Agricultural and Forest Meteorology*, *184*, 137–146. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2013.09.010>