

Caractérisation de maladies fongicides du froment d'hiver par imagerie multispectrale et hyperspectrale

Auteur : Bebronne, Romain

Promoteur(s) : Mercatoris, Benoît

Faculté : Gembloux Agro-Bio Tech (GxABT)

Diplôme : Master en bioingénieur : sciences et technologies de l'environnement, à finalité spécialisée

Année académique : 2017-2018

URI/URL : <http://hdl.handle.net/2268.2/5069>

Avertissement à l'attention des usagers :

Tous les documents placés en accès ouvert sur le site le site MatheO sont protégés par le droit d'auteur. Conformément aux principes énoncés par la "Budapest Open Access Initiative"(BOAI, 2002), l'utilisateur du site peut lire, télécharger, copier, transmettre, imprimer, chercher ou faire un lien vers le texte intégral de ces documents, les disséquer pour les indexer, s'en servir de données pour un logiciel, ou s'en servir à toute autre fin légale (ou prévue par la réglementation relative au droit d'auteur). Toute utilisation du document à des fins commerciales est strictement interdite.

Par ailleurs, l'utilisateur s'engage à respecter les droits moraux de l'auteur, principalement le droit à l'intégrité de l'oeuvre et le droit de paternité et ce dans toute utilisation que l'utilisateur entreprend. Ainsi, à titre d'exemple, lorsqu'il reproduira un document par extrait ou dans son intégralité, l'utilisateur citera de manière complète les sources telles que mentionnées ci-dessus. Toute utilisation non explicitement autorisée ci-avant (telle que par exemple, la modification du document ou son résumé) nécessite l'autorisation préalable et expresse des auteurs ou de leurs ayants droit.



CARACTÉRISATION DE MALADIES FONGIQUES DU FROMENT D'HIVER PAR IMAGERIE MULTISPECTRALE ET HYPERSPECTRALE

ROMAIN BEBRONNE

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

ANNÉE ACADEMIQUE 2017-2018

PROMOTEUR: B. 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. »



CARACTÉRISATION DE MALADIES FONGIQUES DU FROMENT D'HIVER PAR IMAGERIE MULTISPECTRALE ET HYPERSPECTRALE

ROMAIN BEBRONNE

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

ANNÉE ACADEMIQUE 2017-2018

PROMOTEUR: B. MERCATORIS

Remerciements

Ce travail a pu être réalisé grâce à la participation des départements d'Ingénierie des biosystèmes (Biose) et d'Agronomie, Bio-ingénierie et Chimie (AgroBioChem).

J'aimerais particulièrement remercier Benoît Mercatoris, promoteur de ce travail de fin d'études, pour les conseils et le suivi du travail prodigués.

Je remercie le Centre wallon de Recherches Agronomiques pour l'utilisation de la caméra hyperspectrale ainsi que Philippe Vermeulen, Damien Vincke et Nicaise Kayoka pour l'accueil et l'aide apportée.

Merci également à Benjamin Dumont, Vincent Leemans et Adrien Michez pour leurs conseils ainsi qu'à Alwin Naiken pour tout le temps consacré à ce travail et Rudy Schartz pour les considérations techniques.

Cette étude n'aurait pas été possible sans la récolte des données effectuée par Rémi Meurs que je remercie chaleureusement. Et elle n'aurait sûrement pas été la même sans tous les atypiques du GR et les parasites avec qui j'ai partagé la même pièce pendant 6 mois. Martin, Maxime, Gauthier, Nassim, Justine, Augustin, Martin et les autres de passage. Mention spéciale pour Sébastien, mon ouvrier de terrain, grâce à qui les heures passées sur le terrain sont passées en un éclair.

Je remercie ma douce et tendre épouse Claire Fastré pour le support inconditionnel dont elle a fait preuve, même lorsque je fus physiquement diminué.

Je remercie ma famille et surtout mes parents qui m'accompagnent depuis le début.

Mes pensées vont vers l'AG à qui je dois cinq magnifiques années et beaucoup de belles rencontres. Puisse l'ABI continuer à régner sur le monde gembloutois pour l'éternité et plus encore.

Enfin, je ne saurai exprimer plus de gratitude envers les pelos ® de s'être mis sur ma route et j'espère marcher encore un bout de chemin avec Pauline, Cédric, Sevan, Sophia, Guillaume, Jérôme, Judith et Maxence.

Résumé

La rouille jaune, la rouille brune et la septoriose sont des maladies fongiques fréquemment observées sur les cultures de froment d'hiver en Belgique en raison du climat tempéré. Ces maladies peuvent être responsables d'une importante chute du rendement. Dans un contexte d'agriculture de précision, il est nécessaire de détecter en temps réel la gravité de stress biotiques à l'échelle du mètre carré pour adapter le traitement et ainsi minimiser l'utilisation de pesticides. Les techniques d'imagerie multispectrale et hyperspectrale offrent la possibilité de suivre l'état sanitaire d'une culture avec une résolution spatiale et temporelle fine, de manière automatique et non-destructive. La vision numérique s'avère également prometteuse pour caractériser à haut débit les phénotypes en champs d'essai agronomique. Le phénotypage de culture est en effet actuellement considéré comme un frein pour l'étude des interactions entre les génotypes et l'environnement dans lequel ils évoluent.

L'objectif de ce travail est de caractériser par proxidétection multimodalité la rouille jaune, la rouille brune et la septoriose sur froment d'hiver. Ce travail vise à identifier les gammes spectrales et les caractéristiques d'images acquises dans le visible et le proche infrarouge pour discriminer et quantifier la gravité de ces trois maladies fongiques.

En 2017, les images de canopée de froment d'hiver ont été acquises en essai agronomique par drone dans le vert ($550 +/- 25$ nm), le rouge ($660 +/- 25$ nm), le Red Edge ($735 +/- 5$ nm) et le proche infrarouge ($790 +/- 25$ nm). En 2018, des images ont été acquises en micro-parcelle par proxidétection à l'aide d'une caméra composée de 11 filtres entre 450 et 950 nm. La sélection des longueurs d'onde a été effectuée par régression pas-à-pas bidirectionnelle. La prédiction des gravités en maladie a été réalisée par régression des moindres carrés partiels et par réseaux de neurones. Enfin, des images de feuilles de froment d'hiver ont été prises par une caméra hyperspectrale à 112 bandes entre 900 et 1700 nm. Le classement des zones malades a été réalisé par analyse discriminante aux moindres carrés partiels et par réseaux de neurones.

Les images acquises par drone ont mis en évidence les bandes spectrales dans l'infrarouge proche et le rouge pour la détection de la rouille jaune et dans l'infrarouge proche et le Red Edge pour la rouille brune. La septoriose n'a pas été détectée. En proxidétection, le réseau de neurones a effectué de meilleures prédictions que la régression des moindres carrés partiels. Les bandes spectrales les plus intéressantes pour la détection des trois maladies sont centrées à 450, 550, 700/750, 850 et 950 nm. Dans l'infrarouge à ondes courtes, la rouille brune n'est pas détectée. La septoriose est par contre bien discriminée grâce aux longueurs d'onde 907, 936, 1123 et 1556 nm mais elle est confondue avec le dessèchement des feuilles.

En conclusion, les maladies ont pu être caractérisées à plusieurs échelles et dans plusieurs modes du spectre lumineux. Les résultats de la quantification des maladies sont prometteurs. Les bandes spectrales mises en évidence doivent être expérimentées dans le cadre d'études complémentaires afin de prouver leur efficacité. De plus, des enseignements doivent être tirés de cette étude pour améliorer la qualité générale de l'acquisition des images. Néanmoins, en identifiant un nombre restreint de bandes spectrales, cette étude fait un pas en avant vers la construction d'un outil de détection et de quantification des maladies.

Abstract

Yellow rust, brown rust and septoria are frequently observed fungal diseases of winter wheat crops in Belgium due to the temperate climate. These diseases can be responsible of high yield losses. In a context of precision agriculture, it is necessary to detect biotic stresses in real time at a one square meter scale in order to adapt the treatment and minimise the use of pesticides. Multispectral and hyperspectral imagery technics offer the possibility to follow the sanitary state of crops with a fine spatial and temporal resolution in a way that is automatic and non-destructive. The numeric vision is also promising to characterise phenotypes at high rate in agronomic test fields. Crop phenotyping is currently considered as a hindrance for the study of interactions between genotypes and environment in which they grow up.

The objective of this work is to characterise yellow rust, brown rust and septoria in winter wheat crops by multimodal imagery. This paper aims to identify the spectral bands and the characteristics of acquired images in the visible and the shortwave infrared to discriminate and quantify the severity of three fungal diseases.

In 2017, images of winter wheat crop canopy have been taken in an agronomic test field by unmanned aerial vehicle in the green (550 +/- 25 nm), red (660 +/- 25 nm), Red Edge (735 +/- 5 nm) and Near Infrared (790 +/- 25 nm). In 2018, images were acquired in micro-crops by proxidetection with a camera that included 11 filters between 450 and 950 nm. Waveband selection has been applied by bidirectional stepwise regression. Disease severity prediction has been performed by partial least squares regression and by neural networks. Moreover images of winter wheat leaves have been acquired through 112 bands between 900 and 1700 nm hyperspectral camera. The supervised classification of infected zones has been carried out by partial least squares discriminant analysis and neural networks.

The images acquired by unmanned aerial vehicle have highlighted the use of Near Infrared and Red Edge to detect brown rust and Near Infrared and red to detect yellow rust. Septoria has not been detected. In proxidetection neural networks have shown better quality predictions than partial least squares regression. Wavebands of interest for the detection of the three studied diseases are 450, 550, 700-750 and 950 nm. In laboratory brown rust is not detected in the shortwave infrared range. However septoria is well classified with the wavebands centred in 907, 936, 1123 and 1556 nm but it cannot be discriminated from dried leaves.

As a conclusion, diseases have been characterised at multiple scales and at multiple modalities of light spectrum. Quantification results of the diseases are promising. The wavebands highlighted must be experienced in further studies in order to prove their efficiency. Moreover lessons must be drawn from this study to improve image acquisition quality. Nevertheless by identifying a small number of wavebands of interest this study takes a step forward towards the construction of a disease detection and quantification instrument.

Table des matières

I.	Introduction	1
I.1.	Froment d'hiver	2
I.2.	L'application de pesticides en Belgique	3
I.3.	Stress du froment d'hiver	4
I.3.1.	Stress biotiques	5
I.3.2.	Stress abiotiques	10
I.4.	Imagerie	10
I.4.1.	Lumière et plante	10
I.4.2.	Télédétection	12
I.5.	Détection des maladies par imagerie multi-modalité dans la littérature	15
I.5.1.	Rouilles	15
I.5.2.	Septoriose	16
I.5.3.	Autres maladies	17
I.5.4.	Conclusion	17
II.	Matériels et méthodes	18
II.1.	Approche multi-échelles	18
II.2.	Champs expérimentaux	18
II.2.1.	Essai variétal de 2017	18
II.2.2.	Essai variétal de 2018	20
II.2.3.	Tableau récapitulatif des micro-parcelles d'intérêt	22
II.3.	Observation des maladies	22
II.3.1.	Méthodologie de la cotation	22
II.3.2.	Essai variétal de 2017	23
II.3.3.	Essai variétal de 2018	24
II.4.	Acquisition d'images	24
II.4.1.	Imagerie multispectrale par drone	24
II.4.2.	Imagerie multispectrale par proxidétection	26
II.4.3.	Imagerie hyperspectrale de feuilles	28
II.5.	Traitements des images	30
II.5.1.	Imagerie multispectrale par drone	30
II.5.2.	Imagerie multispectrale par proxidétection	30
II.5.3.	Imagerie hyperspectrale de feuilles	40
III.	Résultats et discussions	43

III.1.	Imagerie multispectrale par drone	43
III.1.1.	Septoriose	43
III.1.2.	Rouille jaune.....	46
III.1.3.	Rouille brune	48
III.2.	Imagerie multispectrale par proxidétection	51
III.2.1.	Gravité observée des maladies	51
III.2.2.	Prédiction des gravités.....	53
III.3.	Imagerie hyperspectrale de feuilles	64
III.3.1.	Gravité des maladies	64
III.3.2.	Classement des maladies	65
IV.	Conclusions	72
V.	Améliorations et perspectives.....	73
VI.	Bibliographie.....	76
VII.	Annexe	80

Liste des figures

FIGURE 1 : EVOLUTION DE LA QUANTITÉ DE SUBSTANCES ACTIVES VENDUE EN BELGIQUE (EN TONNES) ENTRE 1995 ET 2015. (UCL – ELI – ELIM, 2017).....	3
FIGURE 2 : ILLUSTRATION DES STADES-CLÉS DU DÉVELOPPEMENT DES CÉRÉALES EN FONCTION DE L'ÉCHELLE BBCH (SYNGENTA, 2015)	4
FIGURE 3 : PRESSION RELATIVE DE DIFFÉRENTES MALADIES DE 2014 À 2016. LA PRESSION EST CALCULÉE SUR BASE DE COTATIONS DE SÉVÉRITÉ RELEVÉES DANS LE RÉSEAU D'ESSAIS VARIÉTAUX WALLON SUR CINQ VARIÉTÉS SENSIBLES À CHAQUE MALADIE (BODSON ET AL., 2017).....	5
FIGURE 4 : SYMPTÔMES CARACTÉRISTIQUES DE LA ROUILLE JAUNE CAUSÉE PAR <i>Puccinia striiformis</i> SUR DES FEUILLES DE FROMENT D'HIVER (ARVALIS, 2012).....	6
FIGURE 5 : SYMPTÔMES CARACTÉRISTIQUES DE LA ROUILLE BRUNE CAUSÉE PAR <i>Puccinia triticina</i> SUR UNE FEUILLE DE FROMENT D'HIVER (ARVALIS, 2012).....	7
FIGURE 6 : SYMPTÔMES CARACTÉRISTIQUES DE LA SEPTORIOSE CAUSÉE PAR <i>Zymoseptoria tritici</i> SUR UNE FEUILLE DE FROMENT D'HIVER (ARVALIS,, 2012).....	8
FIGURE 7 : ILLUSTRATION DU SPECTRE DE RÉFLECTANCE TYPIQUE D'UNE FEUILLE SAINTE ENTRE 0,4 ET 2,4 µm. LES GAMMES DU VISIBLE, DU NIR ET DE L'INFRAROUGE À ONDES COURTES SONT RENSEIGNÉES AINSI QUE LES ATTRIBUTS DE LA FEUILLE QUI INFLUENTENT LA RÉPONSE SPECTRALE DANS CES GAMMES (SOURCE : HTTP://WWW.MARKELOWITZ.COM/HYPERSPECTRAL.HTML , CONSULTÉ LE 10 AOÛT 2016)	11
FIGURE 8 : CHAMP EXPÉRIMENTAL DE 2017. LES QUATRE BLOCS DE RÉPÉTITIONS SONT PRÉSENTÉS EN COULEUR. LE RECTANGLE NOIR PRÉSENTE UNE MODALITÉ DE DATE DE SEMIS, LE RECTANGLE JAUNE EST UNE MODALITÉ DE TRAITEMENT FONGICIDE ET LE RECTANGLE BLANC EST UNE VARIÉTÉ. LES MICRO-PARCELLES ÉTUDEES DES VARIÉTÉS ALBERT (ROUGE), ANAPOLIS (VERT), EDGAR (BLEU), MENTOR (MAUVE), REFLECTION (ORANGE) ET RGT REFORM (NOIR) SONT MISES EN ÉVIDENCE EN FONCTION DU NOMBRE DE TRAITEMENTS FONGICIDES APPLIQUÉS, 0 TRAITEMENT (PLEIN) OU 2 TRAITEMENTS (CREUX).....	19
FIGURE 9 : DIMENSION D'UNE MICRO-PARCELLE	19
FIGURE 10 : CHAMP EXPÉRIMENTAL DE 2018. LES 4 BLOCS DE RÉPÉTITIONS SONT PRÉSENTÉS EN COULEUR. LES MICRO-PARCELLES ÉTUDEES DES VARIÉTÉS ALCIDES (ROUGE), EDGAR (BLEU), RGT REFORM (NOIR), TRIOMPH (ORANGE) ET BENCHMARK (MAUVE) SONT MISES EN ÉVIDENCE EN FONCTION DU NOMBRE DE TRAITEMENTS FONGICIDES APPLIQUÉS, 0 TRAITEMENT (PLEIN) OU 2 TRAITEMENTS (CREUX)	21
FIGURE 11 : PRÉSENTATION VISUELLE DES DOMMAGES SUR LES FEUILLES DE CÉRÉALES PAR LES ROUILLES SELON (A) LE POURCENTAGE DE FEUILLE TOUCHÉ ET (B) L'ÉCHELLE DE COBB MODIFIÉE. (KOYSHIBAYEV ET MUMINJANOV, 2016.)	23
FIGURE 12 : CAMÉRA PARROT SEQUOIA AVEC À GAUCHE LA FACE INFÉRIEURE ET LES 4 CANAUX (VERT, ROUGE, RED EDGE, NIR) ET À DROITE LA FACE SUPÉRIEURE ET LE CAPTEUR DE LUMIÈRE INCIDENTE. (SOURCE : HTTPS://WWW.PARROT.COM/JP/SITES/DEFAULT/FILES/SEQUOIA_OFFICIAL_DOCUMENTATION_AND_SPECIFICATIONS_2016_0.PDF , CONSULTÉ LE 10 AOÛT 2018)	24
FIGURE 13 : ILLUSTRATION DES BANDES PASSANTES DES FILTRES VERT (VERT) , ROUGE (ROUGE), RED EDGE (MAUVE) ET NIR (NOIR). (SOURCE : HTTPS://WWW.PARROT.COM/JP/SITES/DEFAULT/FILES/SEQUOIA_OFFICIAL_DOCUMENTATION_AND_SPECIFICATIONS_2016_0.PDF , CONSULTÉ LE 10 AOÛT 2018)	25
FIGURE 14 : DISPOSITIF D'ACQUISITION D'IMAGES. A GAUCHE, (A) LE CAISSON DANS LEQUEL SE TROUVE LA CAMÉRA (RECTANGLE VERT) ET LA ROUE À FILTRES. A DROITE, (B) LE DISPOSITIF COMPLET COMPOSÉ DU CAISSON (RECTANGLE BLEU), DE LA RÉFÉRENCE BLANCHE (RECTANGLE ROUGE), DE L'ORDINATEUR, DE LA BATTERIE, ET DU PORTIQUE PLACÉ AU-DESSUS D'UNE MICRO-PARCELLE	26
FIGURE 15 : IMAGE EN NIVEAU DE GRIS DE LA CANOPÉE DU FROMENT D'HIVER AVEC LA RÉFÉRENCE BLANCHE EN HAUT DE L'IMAGE. LES ÉLÉMENTS DE L'IMAGE QUI ONT UNE PLUS GRANDE RÉFLECTANCE ONT UN NIVEAU DE GRIS PLUS ÉLEVÉ. PLUS LE NIVEAU DE GRIS EST ÉLEVÉ, PLUS L'ÉLÉMENT EST CLAIR.	28

FIGURE 16 : DISPOSITIF FIXE DE LA CAMÉRA SPECIM FX17 AVEC LA CAMÉRA, LE TAPIS ROULANT ET L'ORDINATEUR QUI CONTRÔLE LE TOUT.....	28
FIGURE 17 : IMAGE RGB D'UNE FEUILLE DE FROMENT D'HIVER DE LA VARIÉTÉ EDGAR PRISE AVANT L'ACQUISITION HYPERSPECTRALE. LA RÉFÉRENCE DE LA FEUILLE EST RENSEIGNÉE.....	29
FIGURE 18 : EXEMPLE DE VIGNETTAGE AVEC UNE IMAGE ACQUISE D'UNE SURFACE BLANCHE. LES ZONES ÉLOIGNÉES DU CENTRE SON ASSOMBRIES.....	31
FIGURE 19 : PRÉSENTATION DU BLOCAGE DE L'ÉCLAIREMENT OBLIQUE EN FONCTION DE L'OUVERTURE DE L'OBJECTIF. À GAUCHE, L'OBJECTIF EST OUVERT EN GRAND. EN HAUT À GAUCHE, L'OUVERTURE DE L'OBJECTIF N'EST PAS ENTièrement VISIBLE PAR LE CÔTé. L'ÉCLAIREMENT OBLIQUE EST BLOQUé PAR L'OBJECTIF. À DROITE, L'OBJECTIF EST PEU OUVERT. L'OBJECTIF NE BLOQUE PAS L'ÉCLAIREMENT OBLIQUE. (SOURCE : HTTP://WWW.CS.CMU.EDU/~SENSING-SENSORS/READINGS/VIGNETTING.PDF , CONSULTé LE 10 AOÛT 2018).....	31
FIGURE 20 : PRÉSENTATION DE LA SEGMENTATION DE LA RÉFÉRENCE BLANCHE. À GAUCHE, (A) L'IMAGE EN NIVEAU DE GRIS DE LA CANOPÉE DU FROMENT D'HIVER AVEC LA RÉFÉRENCE BLANCHE DANS LE COIN INFÉRIEUR GAUCHE. À DROITE, (B) LE RÉSULTAT DE LA SEGMENTATION AVEC LA RÉFÉRENCE BLANCHE EN BLANC ET LE RESTE EN NOIR.	32
FIGURE 21 : PRÉSENTATION D'UNE IMAGE (A) ENSOLEILLÉE EN HAUT À GAUCHE ET (B) DU RÉSULTAT DE LA SEGMENTATION EN HAUT À DROITE AVEC LE GROUPE « SOLEIL » EN BLANC, « OMBRE » EN GRIS ET « SOL » EN NOIR. EN BAS À GAUCHE, (C) L'IMAGE NUAGEUSE ET EN BAS À DROITE (D) LE RÉSULTAT DE LA SEGMENTATION AVEC LE GROUPE « NUAGE » EN GRIS CLAIR ET LES ÉPIS SOUS CONDITION NUAGEUSE EN GRIS FONcé.	34
FIGURE 22 : MISE EN ÉVIDENCE DE L'EFFET DU VENT AVEC À GAUCHE (A) UNE IMAGE EN FAUSSES COULEURS DONT LES COMPOSANTES RGB ONT ÉTé REMPLACÉS PAR LES RÉFLECTANCES DES FILTRES 500, 950 ET 700 NM ET À DROITE (B) LE RÉSULTAT DE LA SEGMENTATION AVEC LE GROUPE « NUAGE » EN GRIS CLAIR, LA CLASSE « ÉPIS NUAGEUX » EN GRIS FONcé ET LE GROUPE « SOLEIL » EN BLANC. À GAUCHE, LES FEUILLES NE SONT PAS AU MÊME ENDROIT EN FONCTION DU FILTRE LORSQUE LES IMAGES SONT SUPERPOSÉES.....	35
FIGURE 23 : GRAPHIQUE DE L'ÉVOLUTION DU RMSE EN FONCTION DU NOMBRE DE COMPOSANTES DE LA PLSR LORS DE L'ENTRAÎNEMENT DU MODÈLE POUR LA PRÉDICTION DE LA GRAVITé EN MALADIES. LE NOMBRE DE COMPOSANTES QUI MINIMISE LE RMSE DU MODÈLE EST INDiquÉ PAR LA FLèCHE ROUGE.....	37
FIGURE 24 : PRÉSENTATION SCHÉMATIQUE D'UN RÉSEAU DE NEURONES AVEC UNE COUCHE D'ENTRée, DEUX COUCHES CACHÉES UNE COUCHE DE SORTIE. (SOURCE : GARDNER M.W. & DORLING S.R., 1998. ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (THE MULTILAYER PERCEPTRON) - A REVIEW OF APPLICATIONS IN THE ATMOSPHERIC SCIENCES 32(14), 2627–2636.).....	38
FIGURE 25 : PRÉSENTATION EN FAUSSES COULEURS D'UNE FEUILLE DE FROMENT D'HIVER. LES COMPOSANTES RGB SONT REMPLACÉS PAR LES SCORES DES COMPOSANTES PRINCIPALES.	41
FIGURE 26 : ORGANIGRAMME DE LA MÉTHODOLOGIE DE CLASSEMENT UTILISÉE POUR LA PLS-DA ET LE RN. LE CLASSEMENT SE FAIT EN 4 ÉTAPES. 1) LA FEUILLE EST SÉPARÉE DU FOND, DES BORDS RECOUBrés ET DU VERRE. 2) LA SEPTORIOSE ET LA FEUILLE SÈCHE SONT SÉPARÉES DE LA FEUILLE Saine ET DE LA ROUILLE BRUNE. 3) LA SEPTORIOSE EST SÉPARÉE DE LA FEUILLE SÈCHE. 4) LA ROUILLE BRUNE EST SÉPARÉE DE LA FEUILLE Saine.....	41
FIGURE 27 : EVOLUTION DE LA GRAVITé EN SEPTORIOSE DES SIX VARIÉTés ÉTUdiÉES DU 31 MAI AU 4 JUILLET. LES DROITES VERTICALES NOIRES REPRÉSENTENT LES DATES D'ACQUISITION D'IMAGES PAR DRONE.	43
FIGURE 28 : COMPARAISON DES RÉFLECTANCES DANS LE VERT, ROUGE, RED EDGE ET NIR DES MICRO-PARCELLES DE MODALITé OT (ROUGE) ET 2T (VERT) DES VARIÉTés ALBERT, ANAPOLIS, EDGAR, MENTOR, REFLECTION ET RGT REFORM AUX TROIS DATES D'ACQUISITION D'IMAGES. LES INTERVALLES EN NOIR INDiquENT LA VALEUR MINIMALE ET LA VALEUR MAXIMALE DES TROIS MICRO-PARCELLES DE LA MODALITé. LA LÉGENDE INDique LES MALADIES TOUCHANT CES MICRO-PARCELLES À LA DATE MENTIONNÉE.	44
FIGURE 29 : GRAVITé MOYENNE DE LA SEPTORIOSE EN FONCTION DE LA FEUILLE SUR LES PLANTS DE LA VARIÉTé ALBERT LE 1 ^{ER} JUIN. 45	
FIGURE 30 : EVOLUTION DE LA GRAVITé EN ROUILLE JAUNE (JAUNE) ET EN SEPTORIOSE (VERT FONcé) POUR LA VARIÉTé REFLECTION DU 31 MAI AU 4 JUILLET. LES DROITES VERTICALES NOIRES REPRÉSENTENT LES DATES D'ACQUISITION D'IMAGES PAR DRONE.....	46
FIGURE 31 : COMPARAISON DES RÉFLECTANCES DANS LE VERT, ROUGE, RED EDGE ET NIR DES MICRO-PARCELLES DE LA VARIÉTé REFLECTION DE MODALITé OT (ROUGE) ET 2T (VERT) AUX DATES DU (A) 1 ^{ER} JUIN, (B) 15 JUIN ET (C) 7 JUILLET. LES INTERVALLES	

EN NOIRE INDIQUENT LA VALEUR MINIMALE ET LA VALEUR MAXIMALE DES 3 MICRO-PARCELLES DE LA MODALITÉ. LA LÉGENDE INDIQUE LES MALADIES TOUCHANT CES MICRO-PARCELLES À LA DATE MENTIONNÉE	47
FIGURE 32 : EVOLUTION DE LA GRAVITÉ EN ROUILLE BRUNE DES VARIÉTÉS ALBERT (ROUGE), ANAPOLIS (VERT), EDGAR (BLEU), MENTOR (CYAN) ET RGT REFORM DU 31 MAI AU 4 JUILLET. LES DROITES VERTICALES NOIRES PRÉSENTENT LES DATES D'ACQUISITION D'IMAGES PAR DRONE.....	48
FIGURE 33 : COMPARAISON DES RÉFLECTANCES DANS LE VERT, ROUGE, RED EDGE ET NIR DES MICRO-PARCELLES DES VARIÉTÉS ALBERT, ANAPOLIS, EDGAR, MENTOR ET RGT REFORM DE MODALITÉ 0T (ROUGE) ET 2T (VERT) AUX TROIS DATES D'ACQUISITION D'IMAGES. LES INTERVALLES EN NOIRE INDIQUENT LA VALEUR MINIMALE ET LA VALEUR MAXIMALE DES TROIS MICRO-PARCELLES DE LA MODALITÉ. LA LÉGENDE INDIQUE LES MALADIES TOUCHANT CES MICRO-PARCELLES À LA DATE MENTIONNÉE.....	50
FIGURE 34 : COMPARAISON DES MOYENNES DE RÉFLECTANCES DANS LE VERT, ROUGE, RED EDGE ET NIR DES MICRO-PARCELLES DES VARIÉTÉS ALBERT, ANAPOLIS, EDGAR, MENTOR ET RGT REFORM DE MODALITÉ 0T (ROUGE) ET 2T (VERT) AUX TROIS DATES D'ACQUISITION D'IMAGES. LES INTERVALLES EN NOIRE INDIQUENT LA VALEUR MINIMALE ET LA VALEUR MAXIMALE DES TROIS MICRO-PARCELLES DE LA MODALITÉ. LA LÉGENDE INDIQUE LES MALADIES TOUCHANT CES MICRO-PARCELLES À LA DATE MENTIONNÉE.....	51
FIGURE 35 : EVOLUTION DES GRAVITÉS EN SEPTORIOSE (VERT), ROUILLE JAUNE (JAUNE) ET ROUILLE BRUNE (ORANGE) POUR LES SIX VARIÉTÉS ET LES DEUX MODALITÉS DE TRAITEMENT FONGICIDE ÉTUDIÉES DU 23 MAI AU 26 JUIN. LES LIGNES VERTICALES NOIRES PRÉSENTENT LES DATES D'ACQUISITION D'IMAGES.....	52
FIGURE 36 : RÉSULTATS DES PRÉDICTIONS DE GRAVITÉ EN ROUILLE JAUNE (A) PAR PLSR ET (B) PAR RN EN FONCTION DES GRAVITÉS OBSERVÉES. LA DIAGONALE NOIRE EST LA DROITE D'ÉGALITÉ DES OBSERVATIONS ET PRÉDICTIONS.	54
FIGURE 37 : RÉSULTATS DES PRÉDICTIONS DE GRAVITÉ EN ROUILLE BRUNE (A) PAR PLSR ET (B) PAR RN EN FONCTION DES GRAVITÉS OBSERVÉES. LA DIAGONALE NOIRE EST LA DROITE D'ÉGALITÉ DES OBSERVATIONS ET PRÉDICTIONS.	56
FIGURE 38 : RÉSULTATS DES PRÉDICTIONS DE GRAVITÉ EN SEPTORIOSE (A) PAR PLSR ET (B) PAR RN EN FONCTION DES GRAVITÉS OBSERVÉES. LA DIAGONALE NOIRE EST LA DROITE D'ÉGALITÉ DES OBSERVATIONS ET PRÉDICTIONS.	58
FIGURE 39 : IMAGE EN NIVEAU DE GRIS DE LA CANOPÉE DU FROMENT D'HIVER. LE RECTANGLE ROUGE MET EN ÉVIDENCE UNE ZONE OÙ LES FEUILLES DES ÉTAGES SUPÉRIEURS CACHENT LES FEUILLES DES ÉTAGES INFÉRIEURS.....	59
FIGURE 40 : RÉSULTATS DES PRÉDICTIONS DE GRAVITÉ EN (A) ROUILLE JAUNE, (B) ROUILLE BRUNE ET (C) SEPTORIOSE PAR RN EN FONCTION DES GRAVITÉS OBSERVÉES EN RASSEMBLANT LES IMAGES D'UNE MÊME MICRO-PARCELLE. LA DIAGONALE NOIRE EST LA DROITE D'ÉGALITÉ DES OBSERVATIONS ET PRÉDICTIONS.....	61
FIGURE 41 : RÉSULTATS DES PRÉDICTIONS DE GRAVITÉ EN (A) ROUILLE JAUNE, (B) ROUILLE BRUNE ET (C) SEPTORIOSE PAR RN EN FONCTION DES GRAVITÉS MOYENNES OBSERVÉES SUR LES F1 ET F2 UNIQUEMENT. LA DIAGONALE NOIRE EST LA DROITE D'ÉGALITÉ DES OBSERVATIONS ET PRÉDICTIONS.....	63
FIGURE 42 : COMPARAISON DES TACHES DE ROUILLE BRUNE ET DE DÉGÂTS (BLEU), DES PUSTULES DE ROUILLE BRUNE (ROUGE) ET DES FEUILLES SAINES (VERT). LA COMPARAISON SE BASE (A) SUR LES MOYENNES DE RÉFLECTANCE EN FONCTION DE LA LONGUEUR D'ONDE, (B) SUR LES MOYENNES ET ÉCARTS-TYPES DE RÉFLECTANCE EN FONCTION DE LA LONGUEUR D'ONDE ET (C) SUR LES SCORES AUX DEUX PREMIÈRES COMPOSANTES PRINCIPALES DE L'ACP SUR LES DONNÉES. LES DONNÉES UTILISÉES PROVIENNENT DU JEU D'ENTRAÎNEMENT.....	65
FIGURE 43 : COMPARAISON (A) D'UNE FEUILLE DE LA VARIÉTÉ EDGAR ATTEINTE DE ROUILLE BRUNE EN RGB ET (B) DE LA SEGMENTATION APRÈS LA QUATRIÈME ÉTAPE. LA CLASSE ROUILLE BRUNE EST EN ROUGE, LA CLASSE SEPTORIOSE/FEUILLE SÈCHE EST EN JAUNE ET LE RESTE DE LA FEUILLE EST EN VERT. LES CERCLES NOIRS ET BLANCS À GAUCHE ET À DROITE CORRESPONDENT À LA MÊME ZONE DE LA FEUILLE.....	66
FIGURE 44 : COMPARAISON DE LA SEPTORIOSE (JAUNE), DES FEUILLES SÈCHES (BRUN) DES TACHES DE ROUILLE BRUNE ET DE DÉGÂTS (BLEU), DES PUSTULES DE ROUILLE BRUNE (ROUGE) ET DES FEUILLES SAINES (VERT). LA COMPARAISON SE BASE (A) SUR LES MOYENNES DE RÉFLECTANCE EN FONCTION DE LA LONGUEUR D'ONDE, (B) SUR LES MOYENNES ET ÉCARTS-TYPES DE RÉFLECTANCE EN FONCTION DE LA LONGUEUR D'ONDE ET (C), UNIQUEMENT POUR LA SEPTORIOSE ET LES FEUILLES SÈCHES, SUR LES SCORES AUX DEUX PREMIÈRES COMPOSANTES PRINCIPALES DE L'ACP SUR LES DONNÉES. LES DONNÉES UTILISÉES PROVIENNENT DU JEU D'ENTRAÎNEMENT.	68

FIGURE 45 : COMPARAISON (A) D'UNE FEUILLE DE LA VARIÉTÉ EDGAR ATTEINTE DE SEPTORIOSE EN RGB ET (B) DE LA SEGMENTATION APRÈS LA DEUXIÈME ÉTAPE. LA CLASSE SEPTORIOSE/FEUILLE SÈCHE EST EN JAUNE ET LE RESTE DE LA FEUILLE EST EN VERT. LES ELLIPSES NOIRES À GAUCHE ET À DROITE CORRESPONDENT À LA MÊME ZONE DE LA FEUILLE.....	69
FIGURE 46 : PROPORTION DE PIXELS DE FEUILLE CLASSÉS COMME TOUCHÉS PAR LA SEPTORIOSE PAR (A) PLS-DA ET (B) RN EN FONCTION DES GRAVITÉS OBSERVÉES.	70
FIGURE 47 : COMPARAISON (A) D'UNE FEUILLE DE LA VARIÉTÉ EDGAR ATTEINTE DE SEPTORIOSE EN RGB ET (B) DE LA SEGMENTATION APRÈS LA TROISIÈME ÉTAPE. LA CLASSE SEPTORIOSE EST EN JAUNE, LA CLASSE FEUILLE SÈCHE EST EN BRUN ET LE RESTE DE LA FEUILLE EST EN VERT.....	71

Liste des tableaux

TABLEAU 1 : TABLEAU RÉCAPITULATIF PRÉSENTANT LES RAVAGEURS PRINCIPAUX DES CULTURES DE FROMENT D'HIVER EN BELGIQUE, LEUR GENRE ET ESPÈCE ET LEURS SYMPTÔMES.....	9
TABLEAU 2 : TABLEAU RÉCAPITULATIF PRÉSENTANT LES STRESS ABIOTIQUES PRINCIPAUX DU FROMENT D'HIVER ET LEURS SYMPTÔMES.	10
TABLEAU 3 : DÉTAIL DES INDICES ARI ET TCARI PERMETTANT LA SÉPARATION DES PARTIES DE FEUILLE SAINES, DE ROUILLE JAUNE, DE ROUILLE BRUNE ET DE ROUILLE NOIRE.....	16
TABLEAU 4 : DÉTAIL DES TOLÉRANCES À LA SEPTORIOSE, ROUILLE JAUNE ET ROUILLE BRUNE POUR LES VARIÉTÉS ALCIDES, EDGAR, RGT REFORM, TRIOMPH ET BENCHMARK (BODSON ET AL., 2017). PLUS LA VALEUR EST BASSE, PLUS LA VARIÉTÉ EST SENSIBLE À LA MALADIE. LES VALEURS EN ROUGE INDiquent LES SENSIBILITÉS SPÉCIFIQUES POUR LESQUELLES LA VARIÉTÉ A ÉTÉ CHOISIE.	20
TABLEAU 5 : RÉSUMÉ DES MODALITÉS (VARIÉTÉS, TRAITEMENTS FONGICIDE, DATE DE SEMIS ET RÉPÉTITIONS) DES MICRO-PARCELLES ÉTUDIÉES SUR LES CHAMPS EXPÉRIMENTAUX DE 2017 ET 2018.....	22
TABLEAU 6 : PRÉSENTATION DES 11 FILTRES UTILISÉS AVEC LA PORTION DU SPECTRE LUMINEUX QU'ILS PRÉSENTENT, LA LONGUEUR D'ONDE SUR LAQUELLE ILS SONT CENTRÉS ET LEUR LARGEUR DE BANDE.....	27
TABLEAU 7 : DÉTAIL DES CINQ GROUPES CRÉÉS LORS DE LA SEGMENTATION DES PLANTS DE FROMENT ET DES CLASSES À PARTIR DESQUELLES ILS SONT CONSTITUÉS.	33
TABLEAU 8 : RÉCAPITULATIF DES 9 ATTRIBUTS DE BASE ET DES GROUPES DE PIXELS À PARTIR DESQUELS ILS ONT ÉTÉ CALCULÉS. CES 9 ATTRIBUTS SONT CALCULÉS POUR LES 11 BANDES SPECTRALES SÉLECTIONNÉES. LES ATTRIBUTS DE COULEUR SONT LES MOYENNES DES RÉFLECTANCE. LES ATTRIBUTS DE TEXTURE SONT LES PARAMÈTRES DES MATRICES DE COOCURRENCE. LES GROUPES DE PIXELS CORRESPONDENT AUX RÉSULTATS DE LA SEGMENTATION EXPLIQUÉS DANS LA SECTION SUR LE PRÉTRAITEMENT (SECTION II.5.2.1).....	36
TABLEAU 9 : GRAVITÉ MOYENNE EN SEPTORIOSE POUR LES SIX VARIÉTÉS ÉTUDIÉES AUX DATES DES ACQUISITIONS (1 ^{ER} JUIN, 15 JUIN ET 7 JUILLET)	43
TABLEAU 10 : GRAVITÉ MOYENNE EN ROUILLE JAUNE ET EN SEPTORIOSE POUR LA VARIÉTÉ REFLECTION LE JOUR DES ACQUISITIONS D'IMAGES (1 ^{ER} JUIN, 15 JUIN ET 7 JUILLET).....	46
TABLEAU 11 : GRAVITÉ MOYENNE EN ROUILLE BRUNE POUR LES VARIÉTÉS ALBERT, ANAPOLIS, EDGAR, MENTOR ET RGT REFORM LE JOUR DES ACQUISITIONS D'IMAGES (1 ^{ER} JUIN, 15 JUIN ET 7 JUILLET).....	49
TABLEAU 12 : PRÉSENTATION DES INDICATEURS DE LA RÉGRESSION ENTRE LES GRAVITÉS OBSERVÉES ET LES PRÉDICTIONS DE LA GRAVITÉ EN ROUILLE JAUNE PAR PLSR ET RN	54
TABLEAU 13 : VARIABLES SÉLECTIONNÉES PAR LA RÉGRESSION PAS-À-PAS BIDIRECTIONNELLE POUR LA PRÉDICTION DE LA GRAVITÉ EN ROUILLE JAUNE. LES VARIABLES SONT DÉFINIES PAR UN ATTRIBUT ET UNE LONGUEUR D'ONDE. POUR RAPPEL, LES VARIABLES DE COULEUR SONT LES MOYENNES DE RÉFLECTANCE DES PIXELS DU GROUPE (SOLEIL, OMBRE, NUAGE, NUAGE ÉPI, TOTAL) SEGMENTÉ ET LES VARIABLES DE TEXTURE SONT CALCULÉES SUR TOUS LES PIXELS DE FROMENT CONFONDUS	55
TABLEAU 14 : PRÉSENTATION DES INDICATEURS DE LA RÉGRESSION ENTRE LES GRAVITÉS OBSERVÉES ET LES PRÉDICTIONS DE LA GRAVITÉ EN ROUILLE BRUNE PAR PLSR ET RN.	56
TABLEAU 15 : VARIABLES SÉLECTIONNÉES PAR LA RÉGRESSION PAS-À-PAS BIDIRECTIONNELLE POUR LA PRÉDICTION DE LA GRAVITÉ EN ROUILLE BRUNE. LES VARIABLES SONT DÉFINIES PAR UN ATTRIBUT ET UNE LONGUEUR D'ONDE. POUR RAPPEL, LES VARIABLES DE	

COULEUR SONT LES MOYENNES DE RÉFLECTANCE DES PIXELS DU GROUPE (SOLEIL, OMBRE, NUAGE, NUAGE ÉPI, TOTAL) SEGMENTÉ ET LES VARIABLES DE TEXTURE SONT CALCULÉES SUR TOUS LES PIXELS DE FROMENT CONFONDUS	57
TABLEAU 16 : PRÉSENTATION DES INDICATEURS DE LA QUALITÉ DE LA RÉGRESSION ENTRE LES GRAVITÉS OBSERVÉES ET LES PRÉDICTIONS DE LA GRAVITÉ EN SEPTORIOSE PAR PLSR ET RN.....	58
TABLEAU 17 : VARIABLES SÉLECTIONNÉES PAR LA RÉGRESSION PAS-À-PAS BIDIRECTIONNELLE POUR LA PRÉDICTION DE LA GRAVITÉ EN SEPTORIOSE. LES VARIABLES SONT DÉFINIES PAR UN ATTRIBUT ET UNE LONGUEUR D'ONDE. POUR RAPPEL, LES VARIABLES DE COULEUR SONT LES MOYENNES DE RÉFLECTANCE DES PIXELS DU GROUPE (SOLEIL, OMBRE, NUAGE, NUAGE ÉPI, TOTAL) SEGMENTÉ ET LES VARIABLES DE TEXTURE SONT CALCULÉES SUR TOUS LES PIXELS DE FROMENT CONFONDUS	58
TABLEAU 18 : COMPARAISON DES INDICATEURS DE LA QUALITÉ DE LA RÉGRESSION ENTRE LES PRÉDICTIONS DES GRAVITÉS PAR RN ET LES GRAVITÉS OBSERVÉES POUR LES TROIS MALADIES ÉTUDIÉES. LA COMPARAISON PORTE SUR LES RÉSULTATS OBTENUS SUR LES 630 IMAGES SÉPARÉMENT ET SUR CEUX OBTENUS EN RASSEMBLANT LES IMAGES PAR MICRO-PARCELLE.....	62
TABLEAU 19 : COMPARAISON DES INDICATEURS DE LA QUALITÉ DE LA RÉGRESSION ENTRE LES PRÉDICTIONS DES GRAVITÉS PAR RN ET LES GRAVITÉS OBSERVÉES POUR LES TROIS MALADIES ÉTUDIÉES. LA COMPARAISON PORTE SUR LES RÉSULTATS OBTENUS AVEC L'OBSERVATION DES GRAVITÉS SUR LES 6 FEUILLES ET SUR LES DEUX DERNIÈRES FEUILLES.....	64
TABLEAU 20 : OBSERVATION DES GRAVITÉS EN MALADIE (ROUILLE JAUNE, ROUILLE BRUNE ET SEPTORIOSE) SUR LA VARIÉTÉ EDGAR POUR LES MODALITÉS 0T ET 2T LE 20 JUIN 2018.	65
TABLEAU 21 : SENSIBILITÉ ET SPÉCIFICITÉ DE L'ENTRAÎNEMENT DE LA PLS-DA ET DU RN POUR LA 4 ^{ÈME} ÉTAPE DE LA DISCRIMINATION.	67
TABLEAU 22 : SENSIBILITÉ ET SPÉCIFICITÉ DE L'ENTRAÎNEMENT DE LA PLS-DA ET DU RN POUR LA 2 ^{ÈME} ÉTAPE DE LA DISCRIMINATION.	69
TABLEAU 23 : TABLEAU RÉCAPITULATIF DE LA DEUXIÈME ÉTAPE DU CLASSEMENT AVEC LES LONGUEURS D'ONDE SÉLECTIONNÉES ET LA P-VALEUR D'ENTRÉE DANS LE MODÈLE UTILISÉE.....	69
TABLEAU 24 : INDICATEURS DE LA QUALITÉ DE LA RÉGRESSION LINÉAIRE ENTRE LA PROPORTION DE PIXELS DE FEUILLE CLASSÉS COMME ATTEINTS DE SEPTORIOSE PAR LA PLS-DA ET LE RN ET LES GRAVITÉS OBSERVÉES EN SEPTORIOSE.....	70
TABLEAU 25 : SENSIBILITÉ ET SPÉCIFICITÉ DE L'ENTRAÎNEMENT DE LA PLS-DA ET DU RN POUR LA 3 ^{ÈME} ÉTAPE DE LA DISCRIMINATION.	72
TABLEAU 26 : GRAVITÉ EN ROUILLE JAUNE DE TOUTES LES MICRO-PARCELLES ÉTUDIÉES	80
TABLEAU 27 : GRAVITÉ EN ROUILLE BRUNE DE TOUTES LES MICRO-PARCELLES ÉTUDIÉES.....	81
TABLEAU 28 : GRAVITÉ EN SEPTORIOSE DE TOUTES LES MICRO-PARCELLES ÉTUDIÉES.	82
TABLEAU 29 : GRAVITÉ FEUILLE PAR FEUILLE DES PLANTS DE LA VARIÉTÉ EDGAR PRÉLEVÉS EN 2018 POUR L'IMAGERIE HYPERSPECTRALE DE FEUILLES.	83

Liste des abréviations

0T : 0 traitement fongicide

2T : 2 traitements fongicides

ACP : analyse en composantes principales

ARI : anthocyanin reflectance index

CCD : charge coupled device

CMOS : complementary metal oxide semiconductor

F1 : Feuille 1

GxABT : Gembloux Agro Bio-Tech

HECh : Haute école Charlemagne

NDVI : normalized difference vegetation index

NIR : near infrared

PLS-DA : analyse discriminante par régression des moindres carrés partiels

PLSR : régression des moindres carrés partiels

PPP : produit phytopharmaceutique

PWRP : programme wallon de réduction des pesticides

R² : coefficient de détermination

RGB : red green blue

RMSE : écart-type

RMSEP : écart-type des prédictions

RN : réseau de neurones artificiel

TCARI : transformed chlorophyll absorption and reflectance index

I. Introduction

Le blé est la céréale la plus abondamment produite dans le monde et occupe une place majeure dans l'alimentation humaine et animale (FAO, 2018). Le rendement des cultures de blé est menacé par une série de ravageurs et maladies. En particulier, la septoriose, la rouille jaune et la rouille brune sont les maladies qui ont exercé le plus de pression sur le froment en Wallonie entre 2013 et 2015 (Bodson et al., 2017). Leurs effets peuvent être dévastateurs et occasionner jusqu'à 60% de pertes de rendement sur des variétés sensibles non traitées (Bodson et al., 2017). S'il est possible de lutter contre ces maladies en choisissant les variétés résistantes, la date ou la densité de semis, l'application de pesticides est primordiale pour se prémunir contre les pertes. L'effet des pesticides sur la santé n'étant plus à démontrer, la politique actuelle de la Wallonie vise une utilisation raisonnée de ceux-ci dans un cadre de développement durable. Afin d'adapter la dose de pesticide appliquée, il est indispensable d'automatiser le processus de caractérisation en tenant compte de la variabilité spatiale et temporelle de la parcelle.

La distinction de zones malades dans le champ de froment relève du domaine de l'agriculture de précision. C'est un mode de gestion agricole dont l'objectif est d'optimiser le rendement et les investissements en tenant compte des variabilités qui existent au sein de la parcelle. Les techniques d'imagerie sont des outils employés par l'agriculture de précision qui sont particulièrement adaptés pour le suivi des cultures, que ce soit au sol, en proxidétection, pour obtenir des mesures précises ou avec un dispositif aérien pour obtenir des informations sur plusieurs parcelles en peu de temps. Le phénotypage par imagerie repose sur les principes de base de la spectrométrie, c'est-à-dire la mesure du spectre lumineux réfléchi par les plantes. La signature spectrale des végétaux étant fonction de leur état de santé, la spectrométrie offre le potentiel de détecter la présence de maladies fongiques en champ de culture.

Le défi majeur de la recherche est d'identifier les parties du spectre lumineux (plage de longueurs d'onde) qui sont sensibles aux stress biotiques d'intérêt. Dans un contexte d'agriculture de précision, cette identification permettrait de concevoir un outil de caractérisation des maladies à prix abordable et facile à mettre en place pour l'agriculteur afin d'optimiser le traitement appliqué. De plus, l'identification de ces plages de longueurs d'onde trouve également une application dans la recherche où un dispositif de phénotypage haut-débit permettrait d'évaluer un grand nombre de variétés en essais agronomiques afin de générer un maximum de données par rapport à leur sensibilité et à la dynamique des maladies.

Le travail proposé vise à identifier les gammes de longueur d'ondes pertinentes dans le visible et l'infrarouge à ondes courtes pour caractériser les maladies fongiques telles que les rouilles jaune et brune et la septoriose en culture de froment d'hiver.

La corrélation entre la signature spectrale des plantes et leur état sanitaire a été étudiée à trois échelles différentes au moyen d'outils d'acquisition appropriés. Les images acquises par le plateau Télédétection Haute Résolution de GxABT en 2017 au moyen d'une caméra multispectrale commerciale embarquée sur drone ont été préalablement analysées afin d'identifier la sensibilité de la signature spectrale à l'échelle de la micro-parcelle. Dans le cadre de ce travail, un essai variétal de résistance aux maladies a été suivi en 2018 au moyen d'un système prototype de vision multispectrale permettant l'acquisition au sol d'images du couvert de culture dans la gamme du visible et proche

infrarouge (450 – 950 nm). En parallèle, des feuilles avec différents niveaux d’infestation ont été récoltées et analysées en laboratoire (CRA-W) au moyen d’une caméra hyperspectrale sensible dans l’infrarouge à ondes courtes (900 – 1700 nm).

L’étude commence par la présentation de la culture du froment d’hiver (I.1) et de la problématique des pesticides (I.2) qui y est liée. La rouille jaune, la rouille brune et la septoriose sont détaillées ainsi que les symptômes des principaux stress touchant le froment (I.3). Ensuite, ce travail présente les différentes techniques liées à la détection de stress (I.4) ainsi que les applications déjà effectuées dans la recherche sur la détection de rouilles et septoriose sur froment d’hiver (I.5).

Le travail s’est déroulé en trois parties qui se différencient principalement par l’outil et l’échelle et la gamme de longueur d’onde utilisés. Ces trois parties sont (1) l’imagerie multispectrale par drone dans le visible et l’infrarouge proche, (2) l’imagerie multispectrale par proxidéttection dans le visible et l’infrarouge proche et (3) l’imagerie hyperspectrale de feuilles en laboratoire dans l’infrarouge à ondes courtes. Ces trois étapes se retrouvent tout au long des prochaines sections.

La Section II décrit le matériel et les méthodes mis en place pour l’expérimentation en champs, la cotation des maladies, l’acquisition des images ainsi que le traitement de celles-ci.

Les résultats du traitement des images sont présentés et discutés à la Section III. Le travail se termine ensuite par une conclusion à la Section IV ainsi que par les améliorations et perspectives (Section V) à prendre en compte pour les futures recherches dans ce domaine.

I.1. Froment d’hiver

Le froment d’hiver (*Triticum aestivum* L.) appartient à la famille des Poaceae. Il est cultivé partout dans le monde pour son grain, source de nourriture (Curtis et al., 2002). Le froment d’hiver nécessite une période de vernalisation pour assurer sa floraison (Prouteau et Colot, 2005). Le froment est planté avant l’hiver, germe et se maintient en phase végétative pendant tout l’hiver avant de reprendre sa croissance lorsque les températures remontent au printemps (Curtis et al., 2002). Lors de l’année 2016/2017, le blé a été la céréale la plus abondamment produite dans le monde avec 750 millions de tonnes (FAO, 2018).

Le rendement d’une culture de blé dépend d’une multitude de facteurs qui interagissent entre eux. Ces facteurs influençant le rendement peuvent être liés aux méthodes agricoles comme la date de semis, la densité de semis ou la variété choisie. Ils peuvent également être liés aux conditions de l’environnement telles que la température, la disponibilité en nutriments du sol ou la teneur en eau du sol (Hay and Porter, 2006).

Parmi les facteurs liés aux conditions de l’environnement se trouvent les maladies et ravageurs qui sont responsables d’une baisse du rendement de la culture. Pour lutter contre ceux-ci, les agriculteurs épandent des pesticides qui incluent notamment les herbicides, fongicides et insecticides.

I.2. L'application de pesticides en Belgique

La Belgique fait figure de mauvaise élève quant à sa consommation de pesticides. Parmi tous les pays européens, elle se classe 5^{ème} plus grand pays consommateur de produits phytopharmaceutiques (PPP) avec un peu plus de 5 kg de PPP vendus par hectare de surface agricole utile (Service Public de Wallonie, 2018).

La Figure 1 présente l'évolution des quantités de substances actives¹ vendues en Belgique (en tonnes) entre 1995 et 2015. La quantité de substances actives vendues en 2010 a été diminuée de moitié par rapport à 1995. Cependant, elle a subi une hausse en 2011 puis s'est stabilisée jusqu'en 2015 où la quantité de substances actives vendues est de 6648 tonnes.

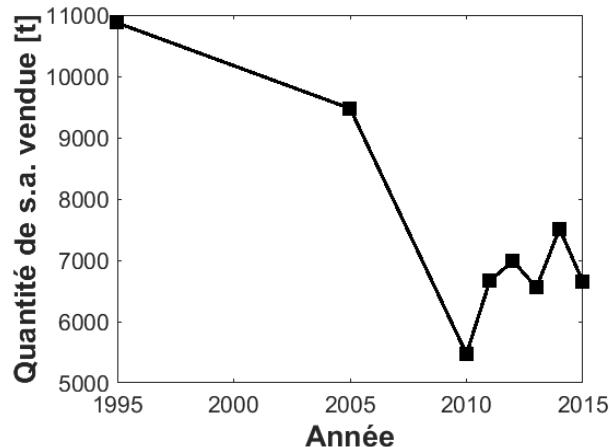


Figure 1 : Evolution de la quantité de substances actives vendue en Belgique (en tonnes) entre 1995 et 2015. (UCL – ELI – ELIM, 2017)

La quantité de produits phytopharmaceutiques vendus en Belgique doit encore diminuer. Face à ce constat, le gouvernement wallon a mis en place, en 2013, un premier Programme Wallon de Réduction des Pesticides (PWRP). Ce programme, qui fait partie d'un plan d'action national, a été instauré suite aux exigences de la directive européenne « Directive 2009/128/CE » dont l'objectif est de réduire les risques et les effets des pesticides sur l'environnement et la santé humaine. Cet objectif est partagé et détaillé par le PWRP. Le premier PWRP était d'application pour la période 2013-2017 et le programme a été renouvelé pour 2018-2022 via un deuxième PWRP.

Le PWRP met l'accent sur la protection de zones à risques (eaux de surface, eaux souterraines, espaces publics) et des groupes vulnérables (enfants, personnes âgées) ainsi que sur la sensibilisation.

Ce travail de fin d'études s'inscrit de manière adéquate dans la politique actuelle par rapport aux pesticides. En mettant à disposition des agriculteurs un outil permettant de caractériser les maladies

¹ Substance ou micro-organisme, y compris les virus, exerçant une action générale ou spécifique sur les organismes nuisibles ou sur les végétaux (directive 91/414/CEE du 15 juillet 1991).

fongiques présentes sur les cultures, ils pourront adapter les besoins en pesticides tout en préservant le rendement de la culture.

La diminution des quantités appliquées de pesticide passe aussi par la recherche des variétés les moins sensibles dans le contexte pédoclimatique wallon. Les techniques mises au point dans ce travail peuvent servir au phénotypage haut débit pour l'évaluation variétale en champ d'essai afin de générer un grand nombre de données sur la résistance des variétés aux diverses maladies.

I.3. Stress du froment d'hiver

Le froment d'hiver, du semis jusqu'à la récolte, passe par toute une série de stades de développement. Les phases-clés du développement du froment sont présentées à la Figure 2.

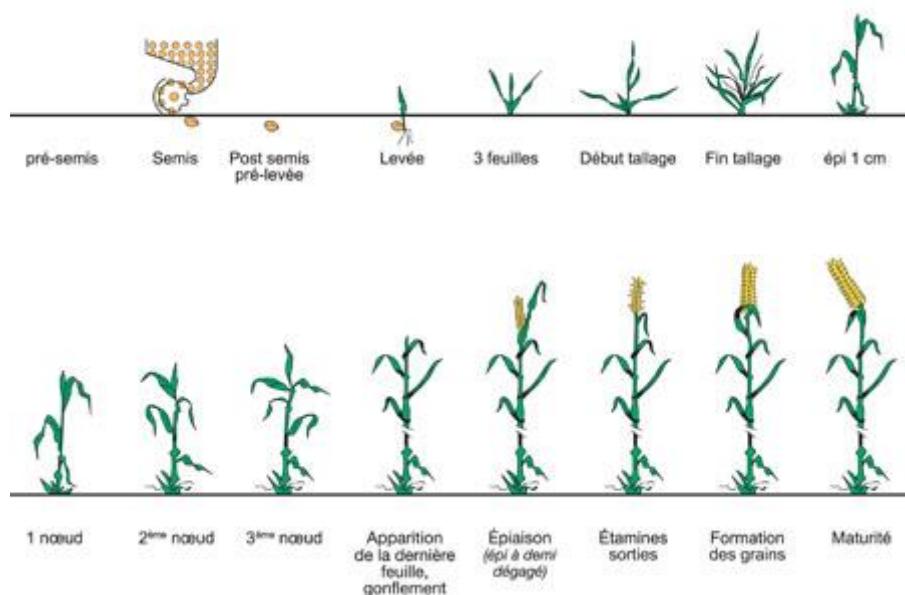


Figure 2 : Illustration des stades-clés du développement des céréales en fonction de l'échelle BBCH (Syngenta, 2015)

Son développement peut être perturbé par l'apparition de stress biotiques (maladies, ravageurs) ou abiotiques (carences, conditions climatiques). La rouille jaune, la rouille brune et la septoriose étudiées dans ce travail sont des pathogènes fongiques qui rentrent dans la catégorie des stress biotiques. Ces trois maladies induisent des stress importants sur le froment d'hiver en fonction des années (Figure 3).

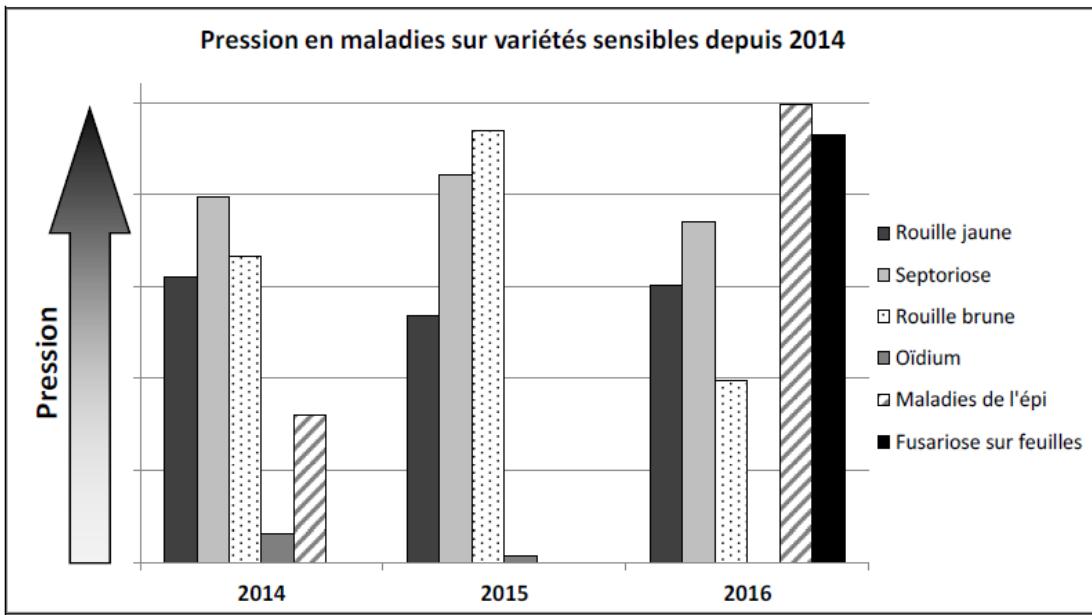


Figure 3 : Pression relative de différentes maladies de 2014 à 2016. La pression est calculée sur base de cotations de sévérité relevées dans le réseau d'essais variétaux wallon sur cinq variétés sensibles à chaque maladie (Bodson et al., 2017).

En 2014 et 2015, la septoriose et les rouilles étaient les maladies appliquant le plus de pression sur le froment d'hiver (Figure 3). En 2016, les maladies de l'épi et la fusariose sur feuilles ont prédominé mais la pression de la septoriose et des rouilles reste notable.

Les stress ont comme effet principal sur le froment d'hiver la réduction de la surface foliaire verte et photosynthétiquement active qui est proportionnelle au rendement du froment (Gouache et al., 2014).

Les sections suivantes visent à renseigner le lecteur sur ces trois maladies ainsi que sur les symptômes des principaux stress, biotiques et abiotiques, qui peuvent être détectés dans un champ de froment en Wallonie.

I.3.1. Stress biotiques

I.3.1.1. Rouille jaune

La rouille jaune (*Puccinia striiformis* Westend.) est un champignon basidiomycète. Les céréales constituent l'hôte primaire de la reproduction asexuée de la rouille jaune. Le froment peut être inoculé soit par la survie de spores sur les repousses, soit par la dissémination due au vent (Livre Blanc des Céréales, 2017).

La température optimale pour la sporulation et la germination de la rouille jaune se situe entre 10°C et 15°C. L'humidité relative optimale est de 100% (Arvalis, 2017). En conséquence, la rouille jaune se déclare généralement tôt dans la saison, aux alentours du printemps.

Les symptômes de la rouille jaune sont caractérisés sur la feuille par des pustules jaunes voire orangés qui se placent entre les nervures et forment des stries en se développant (Figure 4). Lorsque les

pustules sont encore en incubation², il est possible d'observer des taches chlorotiques³ le long des nervures sans pustule visible. La rouille jaune peut également toucher l'épi.



Figure 4 : Symptômes caractéristiques de la rouille jaune causée par *Puccinia striiformis* sur des feuilles de froment d'hiver (Arvalis, 2012).

Pour lutter de manière agronomique contre la rouille jaune, les meilleures méthodes sont le choix d'une variété peu sensible et la destruction des repousses de froment. La lutte phytosanitaire doit se faire le plus tôt possible pour éviter de grosses pertes de rendement, mais il faut attendre certains stades de développement du froment. La lutte se déclenche à partir du stade épi 1 cm en présence de foyers actifs de rouille jaune ou à partir du stade premier nœud dès l'apparition des premières pustules.

I.3.1.2. Rouille brune

La rouille brune (*Puccinia triticina* Eriks.) est un champignon basidiomycète dont la reproduction asexuée se déroule sur le froment. Le champ de froment d'hiver peut être inoculé, comme pour la rouille jaune, par la survie de la rouille brune sur les repousses ou par le vent.

Les conditions optimales pour le développement de la rouille brune sont des températures entre 15°C et 22°C et une humidité élevée. Ces conditions se rencontrent généralement plus tardivement dans la saison, en été. Les vents transportent les spores qui se développent ensuite grâce aux températures plus chaudes et à la rosée du matin.

Les symptômes de la rouille brune atteignant la feuille sont des pustules brunes à brun orangé qui recouvrent de manière uniforme le limbe de la feuille (Figure 5). La rouille brune peut également toucher l'épi.

² Temps qui s'écoule entre la contamination par le pathogène et l'apparition des premiers symptômes. (Arvalis, 2017)

³ Etiollement et jaunissement des végétaux dus au manque de chlorophylle.



Figure 5 : Symptômes caractéristiques de la rouille brune causée par *Puccinia triticina* sur une feuille de froment d'hiver (Arvalis, 2012).

Les luttes agronomiques contre la rouille brune reposent également sur le choix de variétés peu sensibles et la destruction des repousses, mais aussi sur des densités de semis moins élevées et une date de semis plus tardive (Arvalis, 2012). L'application de produits phytosanitaires est plus efficace en prévention et doit être effectuée à partir du stade 2 nœuds dès l'apparition des premières pustules.

I.3.1.3. Septoriose

La septoriose est provoquée par les champignons *Stagonospora nodorum* (E. Castell. & Germano) et *Zymoseptoria tritici* (Desm.). Le champignon *Zymoseptoria tritici* est cependant le plus abondant dans nos régions et est majoritairement responsable de la septoriose sur le froment (Arvalis, 2012). La septoriose peut se développer sur le champ de froment par reproduction asexuée ou asexuée. Par reproduction sexuée, le champ est inoculé par le champignon qui a survécu sous forme de mycélium⁴, périthèces⁵ ou pycnides⁶ sur les résidus de cultures et les repousses. Si le temps est suffisamment humide, des ascopores⁷ émergent des périthèces et sont disséminés par le vent, contaminant d'autres champs (Livre Blanc des Céréales, 2017). Par reproduction asexuée, les pycnidiospores sont sécrétées par les pycnides lorsqu'il fait humide. Ces spores se propagent ensuite via la pluie ou par contact entre feuilles. (Livre Blanc des Céréales, 2017)

Les conditions optimales pour la propagation de la septoriose, qui s'effectue par éclaboussure, sont liées aux précipitations. Des pluies fréquentes profitent à la septoriose. Si les pluies sont violentes, la maladie peut contaminer deux étages successifs en une fois (Arvalis, 2017).

Les symptômes de la septoriose sont divers en couleur et en forme. Les symptômes rencontrés sur le champ expérimental de cette étude consiste en des pycnides noirs qui se trouvent au sein de taches nécrosées qui démarrent du brun et virent jusqu'au gris clair (Figure 6). La forme de ces taches est indéfinie et peut notamment être ovale ou rectangulaire.

⁴ Appareil végétatif filamentueux élaboré par de nombreux champignons.

⁵ Ensemble des organes qui produisent les asques, chez les champignons ascomycètes.

⁶ Une pycnide est une fructification fongique arrondie ou en forme de bouteille, ressemblant à un périthèce, mais de nature asexuée et produisant les propagules de l'espèce (conidies).

⁷ Spores qui émergent de la cellule reproductrice (asque).



Figure 6 : Symptômes caractéristiques de la septoriose causée par *Zymoseptoria tritici* sur une feuille de froment d'hiver (Arvalis,, 2012).

Les méthodes les plus efficaces de lutte agronomique contre la septoriose sont le choix de variétés peu sensibles et une date de semis tardive pour éviter les contaminations précoces. Pour ce qui est de la lutte phytosanitaire, il est conseillé d'appliquer des produits à partir du stade 2 nœuds en fonction d'un pourcentage de feuilles touchées par la septoriose.

I.3.1.4. Autres maladies principales de la feuille et de l'épi

La fusariose, la microdochiose, l'oïdium et l'helminthosporiose font parties des principales maladies atteignant les feuilles et les épis du froment d'hiver, en plus des deux rouilles et de la septoriose.

I.3.1.4.1. Fusariose (*Fusarium spp.*)

La fusariose est causée par un complexe de champignons de différentes espèces du genre *Fusarium*. La fusariose est une maladie de l'épi qui touche les plants de manière homogène sur la parcelle. (Arvalis, 2012)

En fonction de l'espèce, les symptômes observés sur l'épi sont différents. Le brunissement du col de l'épi, l'échaudage rose-orangé des épis ou une auréole noire sur une glume de couleur marron sont les trois symptômes qui sont attribués au genre *Fusarium* (Arvalis, 2017).

Le développement de la fusariose nécessite absolument une forte humidité ou une pluie soutenue pendant plusieurs jours.

I.3.1.4.2. Microdochiose (*Microdochium nivale* et *Microdochium majus*)

La microdochiose est une maladie qui touche la feuille et l'épi.

Ses symptômes sont sur la feuille des taches vert-bouteille qui évoluent en nécrose à bordure jaune et sur l'épi des traces brunes sur la glume qui s'atténuent pour laisser un épillet échaudé avec des croûtes oranges (Arvalis, 2017).

Des pluies persistantes, une forte humidité et des températures fraîches sont favorables au développement de la microdochiose.

I.3.1.4.3. Oïdium

L'oïdium est le nom donné à des maladies cryptogamiques causées par certains champignons de la famille Erys. Il touche principalement la feuille mais peut aussi toucher l'épi. L'oïdium est caractérisé par des pustules blanches se manifestant de manière éparpillée sur le limbe de la feuille. La couleur de celles-ci peut tourner au brun et au gris. Les pustules ont une texture cotonneuse. L'oïdium peut se développer très rapidement même à des températures basses de l'ordre de 5°C et touche d'abord les feuilles des bas étages. Son développement est favorisé par une alternance de périodes avec et sans pluie. Néanmoins, une pluie trop forte peut laver le mycélium de la feuille (Arvalis, 2017).

I.3.1.4.4. Helminthosporiose (*Drechslera tritici-repentis*)

Plus rare, l'helminthosporiose est caractérisée par un point noir central qui vire ensuite au brun et s'agrandit en cercle. Tout au long de son développement, le point ou le cercle est entouré d'un halo chlorotique (Arvalis, 2012). Son développement ne semble pas dépendre de conditions climatiques particulières mais plutôt de pratiques culturales (variété sensible, résidus laissés en surface, monoculture de blé).

I.3.1.5. Ravageurs

Le Tableau 1 reprend les principaux ravageurs du froment d'hiver (Arvalis, 2012). Seuls les symptômes faisant suite à l'attaque des ravageurs sont décrits.

Tableau 1 : Tableau récapitulatif présentant les ravageurs principaux des cultures de froment d'hiver en Belgique, leur genre et espèce et leurs symptômes.

Ravageurs	Genres et espèces	Symptômes
Limaces	<i>Derocera reticulatum</i> Müller et <i>Arion hortensis</i> Ferussac	Feuilles effilochées et trouées.
Puceron d'automne vecteur de la jaunisse nanisante	<i>Rhopalosiphum padi</i> Linnaeus et autres espèces	Coloration rouge ou jaune de l'extrémité de la dernière feuille.
Cicadelle vectrice des pieds chétifs	<i>Psammotettix alienus</i> Dahlbom	Jaunissement et/ou rougissement de la pointe des feuilles.
Taupins	<i>Agriotes spp</i> et <i>Athous spp</i>	Jaunissement des extrémités des feuilles, parfois rougissement de la feuille centrale. Les plantes restent chétives.
Nématodes	<i>Heterodera avenae</i> Wollenweber ou <i>Pratylenchus spp</i>	Plantes chétives, parfois rougissement et jaunissement au moment de l'attaque mais la plante reprend une couleur normale ensuite.
Cécidomyie orange	<i>Sitodiplosis mosellana</i> Gehin	S'alimente du grain. Pas de symptôme visible sur la plante.
Léma/Criocère	<i>Oulema melanopa</i> Linneaus et <i>Oulema lichenis</i> Voet	Décoloration des feuilles par la disparition du parenchyme.
Puceron des épis	<i>Sitobion avenae</i> Fabricius	Pas de symptômes visibles sur la plante. Cependant, les pucerons peuvent se rassembler en grand nombre et leur couleur varie du vert au rouge en passant par le jaune.

I.3.2. Stress abiotiques

En plus des stress biotiques cités auparavant, le froment d'hiver peut également faire face à des stress abiotiques. Ces stress sont dus à une carence en nutriments, à l'acidification des sols ou aux conditions climatiques. Ils provoquent des symptômes divers en fonction de l'origine du stress (Tableau 2) (Arvalis, 2012)

Tableau 2 : Tableau récapitulatif présentant les stress abiotiques principaux du froment d'hiver et leurs symptômes.

Facteur abiotique	Symptôme
Carence en azote	Vieilles feuilles jaunissant uniformément à partir de la pointe. Dessèchement des vieilles feuilles.
Carence en soufre	Jeunes feuilles striées vert – jaune ou vert clair.
Carence en manganèse	Feuilles jeunes et intermédiaires : dessèchement blanc à beige entre les nervures. Vieilles feuilles : dessèchement.
Carence en phosphore	Rouissement ou jaunissement de la pointe des vieilles feuilles.
Carence en magnésium	Ponctuation claires entre les nervures des feuilles. Jaunissement du bout des feuilles dans les cas graves.
Carence en cuivre	Décoloration blanche et dessèchement du bout des feuilles.
Acidité	Idem que phosphore et magnésium car l'acidité empêche l'absorption de ces éléments.
Sécheresse, fort rayonnement, température élevée	Touche les feuilles les plus exposées. Taches décolorées claires qui ne présentent aucune structure de champignons. Un halo chlorotique plus ou moins prononcé entoure la tache.

I.4. Imagerie

I.4.1. Lumière et plante

La lumière, lorsqu'elle atteint les feuilles de froment peut être absorbée, transmise ou réfléchie par la feuille. La proportion de la lumière réfléchie par les feuilles est appelée réflectance et est la variable mesurée dans cette étude.

La Figure 7 montre la réflectance typique d'une feuille saine en fonction de la longueur d'onde. La réflectance de la feuille est influencée dans le visible par la concentration en pigments. La chlorophylle est le pigment le plus abondant et est responsable des absorptions dans le bleu (450 nm) et le rouge (660 nm) (Inoue et al., 2016 ; Gitelson et al., 2003). D'autres pigments comme les xanthophylles ont une influence sur la signature spectrale de la feuille dans le visible (Bilger et Björkman, 1990). Le Red Edge correspond au saut de réflectance de la feuille à une longueur d'onde d'environ 740 nm. Le NIR (Near Infra-Red) correspond à la plage de longueur d'onde comprise entre 700 et 1300 nm. La réflectance dans cette gamme est relativement élevée et constante et est principalement influencée par la structure des cellules de la feuille. Le rayonnement est réfléchi par

des gaz contenues dans un parenchyme lacuneux. Plus ce parenchyme est développé, plus la réflectance est importante. L'infrarouge à ondes courtes est compris entre 1300 et 3000 nm. Il est influencé par les teneurs en eau (Koch et al., 1990; Downing et al., 1993; Zhao et al., 2016), lignine, protéine et cellulose. Plus précisément, la réflectance diminue fortement aux longueurs d'onde 1450 nm et 1900 nm qui correspondent au pic d'absorption de la molécule d'eau.

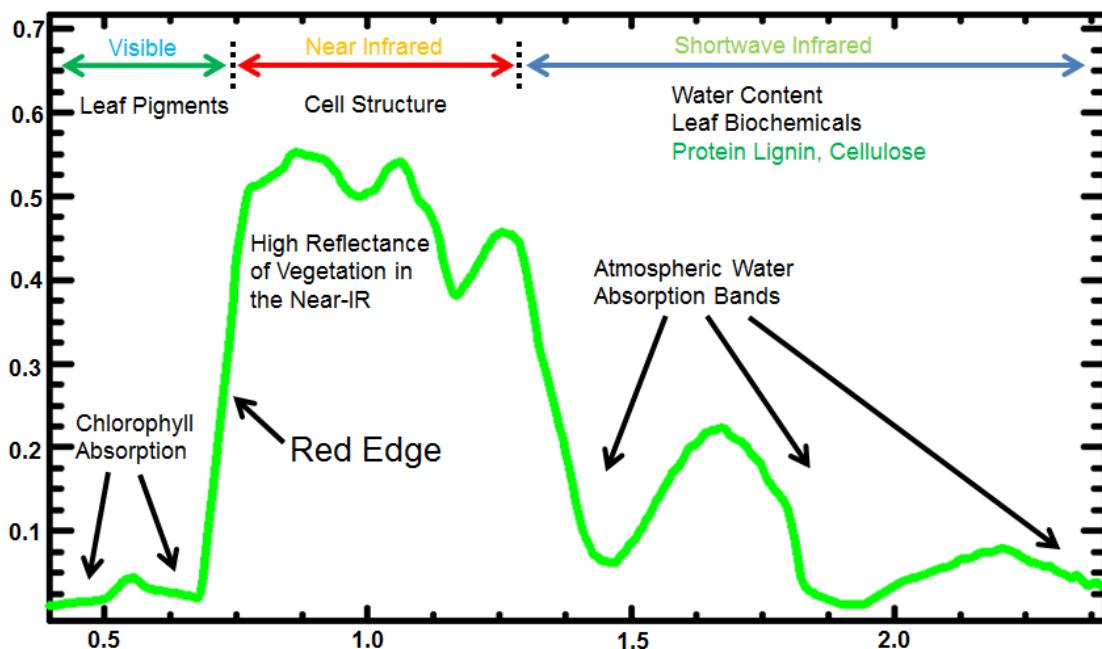


Figure 7 : Illustration du spectre de réflectance typique d'une feuille saine entre 0,4 et 2,4 μm. Les gammes du visible, du NIR et de l'infrarouge à ondes courtes sont renseignées ainsi que les attributs de la feuille qui influencent la réponse spectrale dans ces gammes (Source : <http://www.markelowitz.com/Hyperspectral.html>, consulté le 10 août 2016).

Les maladies influencent la signature spectrale de la végétation par leur présence et les changements physiologiques qu'elles provoquent dans la feuille.

Les trois maladies étudiées dans ce travail sont caractérisées par des symptômes qui ont été décrits dans la section sur les stress biotiques. L'aspect gris-brun de la septoriose autour des pycnides noirs pour la septoriose, les pustules jaune orangé de la rouille jaune et les pustules brun orangé de la rouille brune modifient la couleur de la feuille. A ces endroits, la feuille émettra ces couleurs dans le visible plutôt que le vert caractéristique des feuilles de froment saines.

De plus, la présence de maladies provoque une chlorose et/ou nécrose de la feuille ce qui influence leur teneur en pigments et leur structure cellulaire (Wahabzada et al., 2015) qui influencent à leur tour la réflectance de la feuille dans le visible et le NIR. La réflectance d'une feuille malsaine dans le NIR est généralement moins élevée qu'une feuille saine. La nécrose de la feuille s'accompagne également d'un dessèchement de la feuille. La baisse de la teneur en eau provoque une modification de la signature spectrale dans l'infrarouge à ondes courtes.

I.4.2. Télédétection

I.4.2.1. Introduction

La télédétection consiste à obtenir de l'information sur un objet sans contact physique avec celui-ci en mesurant l'énergie électromagnétique reflétée ou émise par cet objet (De Jong et Van Meer, 2006). Les techniques de télédétection sont non-destructives et sont utilisées notamment dans le suivi des maladies (Martinelli, 2015).

Lorsqu'un plant est atteint par un pathogène, il met en place certains mécanismes de protection qui peuvent modifier sa signature spectrale (Martinelli et al., 2015), la fluorescence qu'il émet (Daley et al., 1995 ; Peterson et Aylor, 1995) ou ses propriétés thermiques.

Dans cette étude, c'est la différence de signature spectrale entre la végétation saine et la végétation malade qui est utilisée pour détecter la maladie.

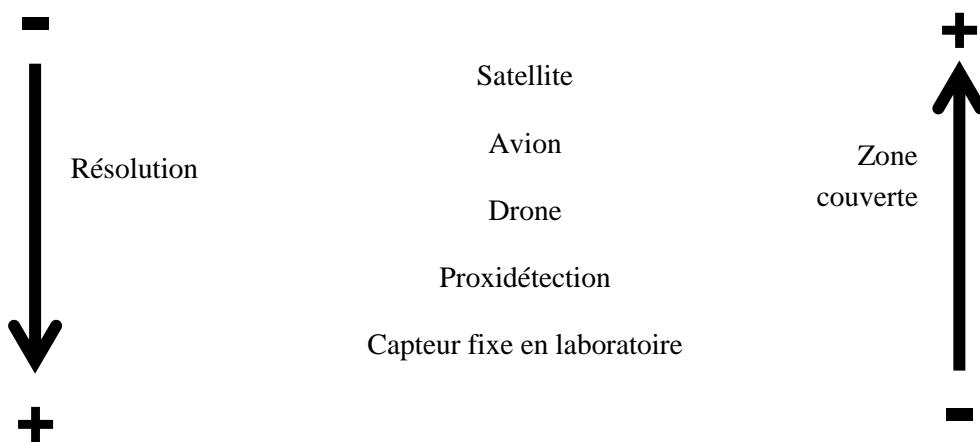
La section suivante vise à présenter les différentes techniques de télédétection et la façon dont elles sont mises en place.

I.4.2.2. Caractéristiques de la télédétection et des capteurs

La télédétection est un terme large qui regroupe toute une série de techniques. En fonction de l'objectif recherché, il convient d'utiliser la technique de détection la plus appropriée.

I.4.2.2.1. Distance capteur/objet

La distance entre les capteurs et l'objet doit être choisie en fonction de la résolution souhaitée ainsi que de la taille de la zone à étudier.



La résolution spatiale varie avec la distance. En imagerie, les images acquises par satellite ont des tailles de pixels de plusieurs mètres voire dizaines de mètres. La taille descend à plusieurs dizaines de centimètres pour les avions et une dizaine de centimètres ou moins pour les drones. En liant les résolutions spatiales au froment, cela signifie que les pixels vont de la taille d'une parcelle à la taille de quelques plants. La télédétection par avion pour la détection de stress sur un champ de betteraves (Hillnhütter et al. 2011) ou satellite pour la détection du virus de la mosaïque sur du froment d'hiver (Mirik et al., 2013) a été mise en place par ces chercheurs pour réaliser un suivi global de l'état du champ. Torres-Sánchez et al.(2013) ont réalisé une étude sur la détection de mauvaises herbes dans un champ de maïs par drone. Ils ont choisi le drone plutôt que les satellites et avions pour augmenter la résolution spatiale et repérer les plus petites plantules.

L'acquisition de mesures au niveau du sol est reprise sous le terme « proxidétection ». Les images acquises par proxidétection et en laboratoire ont une résolution fine qui leur permet de discréteriser les organes étudiées, comme la feuille par exemple, en plusieurs pixels.

I.4.2.2.2. Contrôle des conditions

Les mesures en conditions contrôlées se font en serre ou en laboratoire. Elles ont pour but d'éliminer toute perturbation externe et d'isoler l'objet à étudier. Le suivi est limité à un nombre restreint d'objets mais la prise de mesures en continu offre une grande répétabilité des mesures (Li, 2014). Les méthodes utilisées ne sont cependant pas toujours applicables sur le terrain. En effet, les mesures sur le terrain sont confrontées aux conditions réelles et en particulier aux conditions d'illumination et de vent.

I.4.2.2.3. Types de capteurs

1. Capteur imageur/non-imageur

Une image est une représentation de la réalité sur un plan à deux dimensions. Une image numérique est un signal à deux dimensions. C'est une matrice dont les éléments sont appelés « pixel » (pour *picture element*). Le concept peut s'étendre à une troisième dimension lorsqu'une composante est rajoutée comme le temps ou une bande spectrale.

Les capteurs imageurs mesurent une grandeur physique qui est retranscrite sous forme d'image au contraire des capteurs non-imageurs.

2. Capteur actif

En télédétection, le capteur actif génère l'énergie pour éclairer la cible. Il mesure ensuite l'énergie réfléchie par cette cible. Le LiDAR et le RaDAR en sont des exemples.

Les capteurs actifs, comme ils émettent eux-mêmes l'énergie, dépendent moins des conditions environnementales.

LiDAR

Le LiDAR, pour « light detection and ranging » est une technique de mesure par capteur actif. L'appareil émet une impulsion laser de courte durée dont la réflexion sur la végétation est reçue par l'appareil. En mesurant le temps entre l'émission et la réception, il est ainsi possible de connaître la distance entre la végétation et l'appareil pour reconstruire le couvert végétal en trois dimensions. Il est également possible de connaître la distance en mesurant la différence de phases entre les rayons lasers incidents et réfléchis (Rosell et al., 2009). Le LiDAR est principalement utilisé pour la télédétection dans les écosystèmes forestiers (Fleck et al., 2004 ; Naesset et al., 2009 ; Rosell et al., 2009). Il peut également être intéressant pour les cultures. Cependant, son coût élevé le rend peu rentable en agriculture de précision. Son utilisation est justifiée en forêt car l'accessibilité y est difficile pour d'autres appareils de mesures, au contraire des cultures où il est plus facile de se déplacer (Rosell et al., 2009).

RaDAR

Le RaDAR, pour « radio detection and ranging », est également une technique de mesure par capteur actif. Comme le LiDAR, il permet des calculs de distances, mais cette fois-ci grâce à des ondes radio. Les mesures faites par RaDAR sont indépendantes des conditions atmosphériques. Cependant, la résolution spatiale est encore trop grande pour être utilisée en agriculture (Rosell et al., 2012).

Imagerie fluorescente

La fluorescence est une émission lumineuse spontanée suite à l'excitation d'un électron par l'absorption d'un photon dans de faibles longueurs d'onde (Li, 2014). Les systèmes de spectroscopie fluorescente émettent des ultraviolets et captent ensuite le signal fluorescent réémis (Lang et al., 1996).

Cette technique est robuste pour évaluer les performances photosynthétiques des plants qui peuvent être ensuite utilisées pour la détection de stress de la culture. Cependant, l'imagerie fluorescente est pour l'instant le plus souvent limitée à l'étude de feuilles isolées. La technique a encore très peu été utilisée à l'échelle de la parcelle ou du champ où son efficacité nécessite d'être étudiée (Li, 2014).

3. Capteur passif

Les capteurs passifs mesurent l'énergie naturellement disponible. Les deux grands type de capteurs utilisés sont les capteurs CCD (« charge coupled device ») et les capteurs CMOS (« complementary metal oxide semi-conductor »). Les capteurs CCD ont comme principal avantage de présenter moins de bruit. Par contre, les capteurs CMOS ont un coût plus faible. De plus, ils peuvent s'approcher en qualité des capteurs CCD (Zimmouche, 2011).

Thermographie

Les caméras thermographiques reçoivent l'infrarouge thermique situé entre 3 µm et 14 µm (Mahlein et al., 2012). Les températures de surface sont représentées sous forme d'image. La température de surface d'une feuille dépend directement de la température extérieure et du taux de transpiration de la feuille (Li, 2014). Les pathogènes affectant la feuille peuvent modifier sa teneur en eau qui influe sur sa capacité à transpirer, ce qui est visible par thermographie.

L'imagerie thermique effectue des mesures précises grâce à sa fine résolution. En l'utilisant à grandes distances (drone, avion), elle peut prendre en images différentes parcelles en une fois ce qui retire la phase de normalisation des images pour pouvoir comparer les parcelles entre elles (Li, 2014).

Un inconvénient des caméras thermiques est leur prix élevé. De plus, l'analyse des images doit tenir compte des angles de la caméra, du rayonnement et des feuilles ce qui rend l'analyse des données difficiles dans le cas d'une étude de végétation avec une structure en 3D (Li, 2014). La thermographie seule ne permet pas d'identifier spécifiquement une maladie puisque différentes maladies, des carences en nutriments ou un manque de précipitation peuvent provoquer une chute du taux de transpiration de la feuille qui induit une augmentation de sa température (Mahlein et al., 2012). Cependant, elle peut s'avérer utile en combinaison avec d'autres techniques de télédétection (Jones et al., 2009).

Spectroradiomètre

Le spectroradiomètre est un instrument muni d'un capteur non-imageur. Dans un contexte de phénotypage des céréales, il mesure le flux lumineux réfléchi par les plantes. Certains radiomètres peuvent atteindre une faible résolution spectrale. Son inconvénient réside dans le fait qu'il soit non-imageur. La réponse donnée par l'instrument est le spectre électromagnétique de toute la zone couverte. Il n'y a pas de discréttisation du domaine spatial.

Imagerie multispectrale et hyperspectrale

Les capteurs en imagerie multispectrale et hyperspectrale mesurent le spectre lumineux réfléchi par la plante. Le spectre est mesuré dans le visible (400-700 nm), le NIR (700-1300) et l'infrarouge à ondes courtes (1300 – 3000 nm) dans le cadre du phénotypage des cultures. Ces régions ont été identifiées

comme celles apportant le plus d'informations sur les stress physiologiques des plantes (Sankaran et al., 2010). Afin de mettre en évidence les différences de spectres lumineux réfléchis, ces techniques discrétisent la gamme spectrale étudiée en plusieurs bandes. En imagerie multispectrale, le spectre est discrétisé en un nombre restreint de larges bandes alors qu'en imagerie hyperspectrale les bandes sont nombreuses et étroites. En pratique, les technologies mises en place pour obtenir ces deux niveaux de discrétisation sont différentes.

L'efficacité de la technique a déjà été prouvée dans de nombreuses applications pour le phénotypage de cultures (Huang et al., 2007). Les seuls inconvénients sont leur prix élevés, principalement pour l'imagerie hyperspectrale et la création d'un volume de données important qui peut rendre son traitement difficile (Li, 2014).

Dans cette étude, les techniques d'imagerie multispectrale et hyperspectrale ont été choisies pour leur capacité à évaluer la santé de la plante. De nombreuses autres études ont déjà montré l'efficacité de ces techniques pour la détection de stress sur la végétation.

I.5. Détection des maladies par imagerie multi-modalité dans la littérature

I.5.1. Rouilles

En 2014, Krishna et al. ont mené une étude sur la détection de la rouille jaune par spectroradiomètre. Les images ont été prises sur le terrain en proxidétection. La gamme spectrale se situait entre 350 nm et 2500 nm. Ils ont construit à partir de 24 images un modèle capable de prédire la sévérité de la rouille jaune de la parcelle en fonction des valeurs de réflectance. Le modèle a été créé à partir d'une régression des moindres carrés partiels, d'une analyse de la variance ANOVA et d'une régression multilinéaire. Pour la détection de la rouille jaune, les trois longueurs d'onde les plus significatives sont 428 nm, 672 nm et 1399 nm.

En 2004, Moshou et al. sont parvenus à détecter la rouille jaune directement sur le champ par imagerie multispectrale. La rouille jaune a été inoculée en plantant un plant de froment infecté sur la parcelle. Les images ont été acquises deux semaines après l'inoculation, lorsque le froment était au stade 1^{er} nœud. Une partie des images de canopée ont été acquises proches du point d'inoculation et une autre partie des images ont été prises plus loin où le froment était sain. Les images ont été acquises selon 19 bandes spectrales centrées de 463 nm à 895 nm. Une régression pas à pas (« stepwise regression » en anglais) est utilisée pour sélectionner les longueurs d'onde les plus significatives. Les quatre bandes spectrales les plus intéressantes sont centrées à 543 nm, 630 nm, 750 nm et 861 nm. Les images ont ensuite été classées comme infectées ou saines par un modèle de discrimination quadratique et par réseaux de neurones. 75% des images sont utilisées pour l'entraînement des modèles. Les 25% restants permettent de calculer le pourcentage d'images correctement prédictes qui est de 95% pour le modèle de discrimination quadratique et 99% pour les réseaux de neurones.

Devadas et al. (2008) se sont intéressés aux rouilles jaune, brune et noire. Ils ont mesuré, à l'aide d'une caméra hyperspectrale, la réflectance d'échantillons de feuilles prélevés sur du froment. La gamme spectrale de la caméra couvre les longueurs d'onde de 400 nm à 900 nm. Les bandes sont espacées de 1,5 nm. L'objectif de l'étude était d'évaluer dix indices de végétation pour la détection des rouilles. Lorsque la rouille est encore à un stade peu développé, les indices contenant des longueurs

comprises dans le NIR sont moins performants. La façon la plus efficace pour discriminer les trois rouilles et les feuilles saines est de combiner l'utilisation de deux indices à la suite l'un de l'autre. D'abord, l'utilisation du ARI pour discriminer la feuille en trois : les feuilles saines, les parties atteintes de rouille jaune et les parties atteintes de rouilles brune et noire. Ensuite, l'utilisation du TCARI permet de séparer les rouilles brunes et noires. Les indices ARI et TCARI cités dans ce paragraphe sont repris et détaillés dans le Tableau 3 ci-dessous. Pour la plupart des indices repris, les feuilles atteintes de rouille jaune étaient facilement séparables du reste.

Tableau 3 : Détail des indices ARI et TCARI permettant la séparation des parties de feuille saines, de rouille jaune, de rouille brune et de rouille noire.

Nom	Formule	Interprétation	Référence
Indice de réflectance de l'anthocyanine	$ARI = \frac{1}{R_{550}} - \frac{1}{R_{700}}$	Sensible à l'accumulation d'anthocyanine induite par de fortes lumières, par l'infestation de bactéries ou champignons, par des faibles températures et par une carence en azote ou en phosphore.	Gitelson et al., 2001
Indice transformé de la réflectance et de l'absorption de la chlorophylle	$TCARI = 3 * [(R_{700} - R_{600})] - 0,2 * (R_{700} - R_{550}) * \frac{R_{700}}{R_{850} + R_{670}}$	Grande sensibilité à la concentration en chlorophylle.	Haboudane et al, 2002

Wahabzada et al. (2015) ont étudié la dynamique de plusieurs maladies par imagerie hyperspectrale. Parmi les maladies étudiées se trouve la rouille brune de l'orge (*Puccinia hordei*) dont les symptômes sont similaires à la rouille brune du froment d'hiver (*Puccinia triticina*). Dans leurs conclusions, ils mentionnent que la rouille brune sur l'orge est responsable d'un pic dans le visible à 600 nm qui correspond à la couleur brun orangé du champignon. Par contre, la rouille brune modifie peu la structure cellulaire et la teneur en eau de la feuille. La modification de la signature spectrale de la végétation dans le NIR et dans l'infrarouge à ondes courtes par la rouille brune n'est pas significative.

I.5.2. Septoriose

Il semble que peu d'études ont été menées sur la détection de la septoriose par imagerie.

En 2004, Hervé Nicolas a mené une étude de détection de la septoriose sur du froment d'hiver. La détection a été opérée par méthodes optiques et thermiques. Les images optiques ont été prises dans le NIR et dans le rouge. Grâce aux composantes rouge (non défini) et NIR (700 – 900 nm), il a pu calculer l'indice NDVI [NDVI = (NIR – rouge) / (NIR + rouge)]. Les images thermiques ont été acquises grâce à une caméra thermique à infrarouges.

Les résultats ne sont pas concluants. La variation dans la réponse thermique apportée par la septoriose est trop faible et dépend des conditions climatiques. Au niveau optique, les deux bandes spectrales utilisées sont insuffisantes. L'hétérogénéité spatiale, qu'elle soit naturelle ou due aux pratiques agricoles, perturbent la détection de la septoriose.

I.5.3. Autres maladies

Les études présentées ici concernent des cultures d'oignons et de pomme de terre d'une part, et une vigne d'autre part. Les études ne portent pas sur le froment, mais elles sont présentées car la télédétection a été effectuée par drone. A priori il ne semble pas y avoir eu d'études sur la détection par drone de maladies du froment d'hiver jusqu'à présent.

Nebiker et al., lors d'une étude parue en 2016, ont survolé un champ d'oignons et un champ de pommes de terre avec un drone tout en prenant des images multispectrales. Le drone embarquait une caméra multispectrale comprenant trois bandes : le rouge, le vert et le NIR. A l'aide de ces trois bandes, ils ont reconstitué une carte des champs dont la couleur dépend de l'indice NDVI [$NDVI = (NIR - rouge) / (NIR + rouge)$]. Les dégâts liés au thrips de l'oignon et la contamination par le mildiou de la pomme de terre apparaissent clairement sur les cartes. Cependant, il apparaît que le drone repère plutôt la baisse de vitalité due aux pathogènes et ravageurs que les pathogènes eux-mêmes.

Dans une étude de 2016, Di Gennaro et al. ont observé l'esca qui est une maladie qui affecte les vignes. Comme pour l'étude précédente, le drone comprenait une caméra multispectrale dont les trois bandes sont le rouge, le vert et le NIR. Ils ont également utilisé l'indice de végétation NDVI décrit dans le paragraphe précédent pour détecter la maladie. L'indice NDVI permet de séparer les vignes saines des vignes infectées. Par contre, elles ne permettent pas d'identifier la maladie spécifiquement car d'autres stress (biotiques et abiotiques) modifient également les valeurs de NDVI.

I.5.4. Conclusion

Le phénotypage du froment par drone est un sujet fréquemment abordé, cependant aucune étude ne semble avoir été effectuée sur la détection de maladies fongiques du froment par drone.

En proxidétection, la rouille jaune est déjà correctement caractérisée. Moshou et al. (2004) a étudié la rouille jaune avec une caméra multispectrale in-situ pour créer des modèles capables de détecter la rouille jaune sur le terrain dans des conditions naturelles. L'acquisition d'images a été effectuée à une seule date, lorsque le froment était à un stade relativement jeune et l'inoculation était artificielle. De plus, très peu d'études sont accomplies sur la rouille brune et la septoriose. Pour aller plus loin, une caractérisation complète des trois maladies fongiques étudiées peut être réalisée grâce à une analyse multi-temporelle des maladies par imagerie multispectrale dans des conditions complètement naturelles (illumination, vent et inoculation).

Enfin, le comportement des maladies est généralement décrit dans le visible et le NIR. Comme Wahabzada (2015) l'a fait pour la rouille brune de l'orge, il est intéressant d'étudier les spectres de feuilles de froment infectées dans l'infrarouge à ondes courtes.

Ces trois conclusions mettent en évidence trois sujets à aborder dans le cadre de la détection de stress sur froment d'hiver afin de réaliser une étude complète de la rouille jaune, de la rouille brune et de la septoriose qui combine à la fois plusieurs échelles de mesures et plusieurs techniques d'acquisition.

II. Matériels et méthodes

II.1. Approche multi-échelles

Le froment d'hiver est étudié selon trois échelles différentes.

La première est l'imagerie multispectrale par drone. Un drone avec caméras embarquées a effectué une série d'acquisitions d'images dans le rouge, vert, Red Edge et NIR sur un essai variétal de 2017.

La deuxième est l'imagerie multispectrale par proxidétection. Des images de la canopée d'un essai variétal de 2018 ont été acquises en proxidétection dans des longueurs d'onde comprises entre 450 et 950 nm par une caméra multispectrale montée sur une plate-forme de phénotypage.

La troisième correspond à l'imagerie hyperspectrale de feuilles en laboratoire. Les feuilles de froment sont prises en image par une caméra hyperspectrale dans l'infrarouge à ondes courtes (900 - 1700 nm).

Le terme « essai variétal » signifie que le champ est initialement prévu pour une étude du rendement de plusieurs variétés de froment en fonction du traitement fongicide appliqué et de la date de semis. Cette étude sur la quantification de maladies fongiques par imagerie multispectrale et hyperspectrale profite de l'essai mené pour y prendre des images.

La section des matériels et méthodes a pour objectif de présenter (II.2) les deux champs expérimentaux ainsi que (II.3) la cotation de la gravité des maladies qui a été effectuée. Ensuite, (II.4) l'acquisition et (II.5) le traitement des images sont détaillés pour les trois échelles de l'étude.

II.2. Champs expérimentaux

II.2.1. Essai variétal de 2017

L'essai maladie de 2017 a porté sur une culture de froment d'hiver (*Triticum aestivum* L.). Les coordonnées géographiques du champ sont 50°33'00'' N et 4°44'50'' E. L'expérimentation est caractérisée par différentes modalités de dates de semis, de variétés de froment et de traitements fongicides :

- 3 dates de semis : octobre, novembre et décembre.
- 29 variétés de froment d'hiver + 1 mélange.
- 3 traitements fongicides (0, 1 ou 2 traitements).

Chaque modalité est répétée 4 fois.

Le champ est organisé en quatre grands blocs de répétition (Figure 8). Chaque bloc est divisé en trois sous-blocs qui correspondent aux trois dates de semis. Chaque colonne dans le sous-bloc correspond à un traitement fongicide et chaque ligne à une variété.

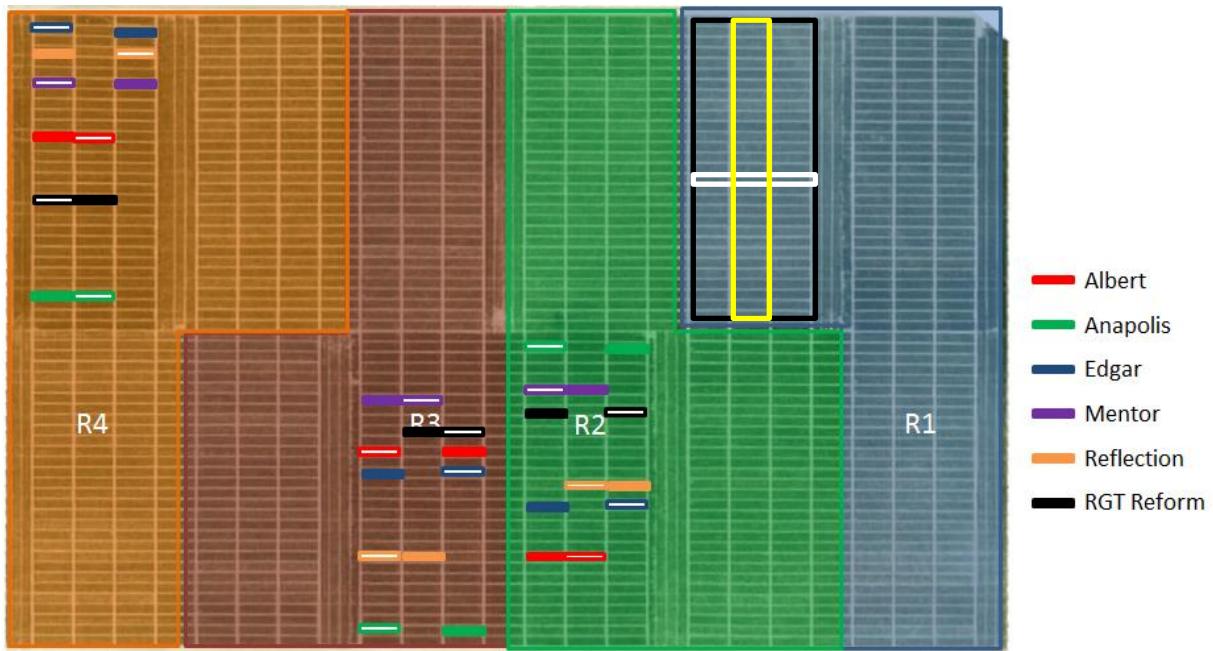


Figure 8 : Champ expérimental de 2017. Les quatre blocs de répétitions sont représentés en couleur. Le rectangle noir représente une modalité de date de semis, le rectangle jaune est une modalité de traitement fongicide et le rectangle blanc est une variété. Les micro-parcelles étudiées des variétés Albert (rouge), Anapolis (vert), Edgar (bleu), Mentor (mauve), Reflection (orange) et RGT Reform (noir) sont mises en évidence en fonction du nombre de traitements fongicides appliqués, 0 traitement (plein) ou 2 traitements (creux).

Le champ est divisé en unités de base appelées micro-parcelles. Les dimensions de ces micro-parcelles sont données à la Figure 9. Les extrémités de la micro-parcelle sont des bordures, l'expérimentation porte sur la partie centrale.

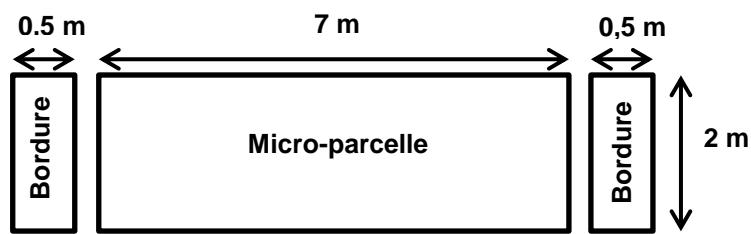


Figure 9 : Dimension d'une micro-parcelle.

Parmi les différentes modalités de dates de semis et de traitements, les micro-parcelles d'intérêt sont celles semées en octobre et ayant reçu 0 (0T) ou 2 traitements fongicides (2T). Sur le total des 29 variétés (plus un mélange) expérimentées, six variétés ont été choisies pour être le sujet de cette étude. Les variétés choisies sont dénommées Albert, Anapolis, Edgar, Mentor, Reflection et RGT Reform. Elles ont été choisies car elles présentaient différents niveaux de sensibilité face aux trois maladies étudiées. L'étude de plusieurs modalités de variétés et de traitements fongicides permet d'observer différents niveaux d'infestation par la maladie. Les répétitions 1 à 3 sont étudiées (Figure 9).

Le froment a été semé le 25 octobre 2016 avec une densité de 250 grains/m². La culture précédente était la betterave. Trois fumures ont été appliquées les 23 mars, 21 avril et 29 mai 2017 qui correspondent respectivement aux stades de tallage, redressement et dernière feuille. Les parcelles recevant 2 traitements fongicides ont subi un premier traitement fongique le 10 mai (opus team 1,5l/ha + Bravo 1) et un deuxième le 31 mai (Aviator xpro 1,25l/ha). Le froment a été récolté le 30 juillet 2017.

II.2.2. Essai variétal de 2018

L'essai maladie de 2018 porte également sur une culture de froment d'hiver. Le champ se trouve à Lonzée, proche du champ de l'essai maladie 2017. Les coordonnées géographiques sont 50°32'58'' N et 4°44'00'' E.

L'essai maladie de 2018 a été construit de la même manière que l'essai de 2017 (dates de semis, nombre de traitements fongicides) mais l'essai de 2018 comporte 29 variétés dont certaines diffèrent par rapport à 2017.

L'acquisition d'images en 2018 a été réalisée uniquement sur les parcelles semées en novembre avec les modalités de traitement 0T et 2T.

Le choix d'acquérir des images sur le semis de novembre est basé sur le suivi dynamique des maladies sur la culture. En mai, le semis de novembre montrait quelques symptômes de rouille jaune qui pouvait se propager grâce aux conditions venteuses, à des températures faibles et aux précipitations annoncées. De plus, la septoriose était en développement.

Parmi les 29 variétés de l'essai maladie, cinq variétés font l'objet d'acquisition d'images pour cette étude. Ces variétés ont été choisies en fonction de leur sensibilité à la septoriose, à la rouille jaune et à la rouille brune (Tableau 4). La variété Edgar est spécifiquement sensible à la rouille brune, Triumph à la septoriose et RGT Reform à la rouille jaune. La variété Alcides est résistante aux trois maladies étudiées. A l'inverse, la variété Benchmark est sensible aux trois maladies.

Tableau 4 : Détail des tolérances à la septoriose, rouille jaune et rouille brune pour les variétés Alcides, Edgar, RGT Reform, Triumph et Benchmark (Bodson et al., 2017). Plus la valeur est basse, plus la variété est sensible à la maladie.

Les valeurs en rouge indiquent les sensibilités spécifiques pour lesquelles la variété a été choisie.

Variétés	Rouille jaune	Rouille brune	Septoriose
Alcides	8,8	7,5	7,1
Edgar	8,6	6,6	6,7
RGT Reform	5,8	7,9	5,9
Triumph	8,6	7,7	5,6
Benchmark	4,6	5,9	5,7

II. Matériaux et méthodes

La Figure 10 présente les micro-parcelles où les images ont été acquises. Les quatre répétitions sont étudiées.

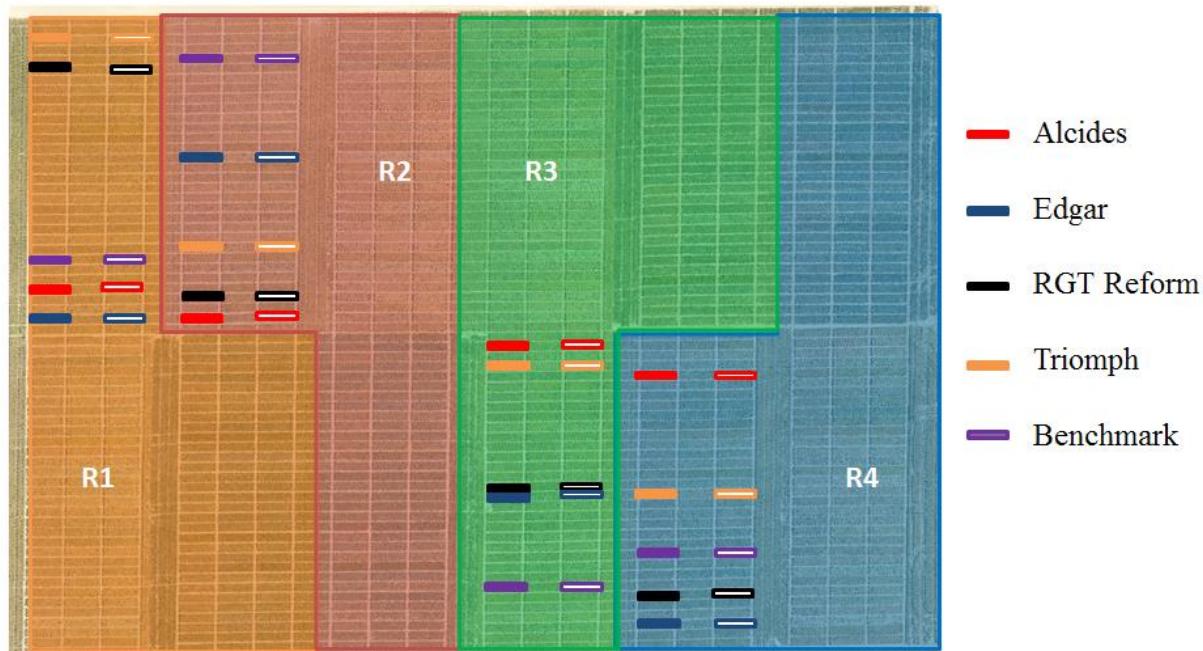


Figure 10 : Champ expérimental de 2018. Les 4 blocs de répétitions sont représentés en couleur. Les micro-parcelles étudiées des variétés Alcides (rouge), Edgar (bleu), RGT Reform (noir), Triomph (orange) et Benchmark (mauve) sont mises en évidence en fonction du nombre de traitements fongicides appliqués, 0 traitement (plein) ou 2 traitements (creux).

Acquérir des images sur plusieurs variétés, traitements et répétitions permet d'observer différents niveaux d'infestation du froment d'hiver par les maladies.

Le froment a été semé le 16 novembre 2017 à une densité de 350 grains/m². La culture précédant le froment était une culture de pommes de terre. La fertilisation du champ a été opérée les 8 avril, 15 avril et 23 mai qui correspondent aux stades de tallage, redressement et dernière feuille. Les traitements fongicides ont été appliqués sur les micro-parcelles de modalité 2T le 8 mai (opus team 1,5l/ha + Bravo 1) et le 24 mai (Aviator xpro 1,25l/ha).

II.2.3. Tableau récapitulatif des micro-parcelles d'intérêt

Le Tableau 5 résume les modalités des micro-parcelles d'intérêt pour cette étude.

Tableau 5 : Résumé des modalités (variétés, traitements fongicide, date de semis et répétitions) des micro-parcelles étudiées sur les champs expérimentaux de 2017 et 2018.

	2017	2018
Variétés	Albert Anapolis Edgar Mentor Reflection RGT Reform	Alcides Edgar RGT Reform Triomph Benchmark
Traitements fongicides	0T et 2T	0T et 2T
Date de semis	Octobre	Novembre
Répétitions	1 à 3	1 à 4

II.3. Observation des maladies

II.3.1. Méthodologie de la cotation

La cotation de la maladie nécessite le prélèvement de plants sur les micro-parcelles d'intérêt. Pour éviter de perturber l'essai maladie, les plants sont prélevés dans les bordures des micro-parcelles. Les feuilles de chaque plant sont numérotées de 1 (dernière feuille) à 6 en partant du haut vers le bas. Chaque feuille est individuellement observée et cotée sur une échelle de 0 à 100. La gravité de la micro-parcelle est la moyenne de la gravité des feuilles observées. Les feuilles complètement nécrosées ne sont pas prises en compte dans la moyenne.

L'échelle modifiée de Cobb qui est utilisée pour la cotation des rouilles (Peterson et al., 1948; Roelfs et al, 1992). Cette échelle ne représente pas un pourcentage de surface touchée mais un degré de sévérité de la maladie (Figure 11B) qui est sans unité et compris entre 0 et 100.

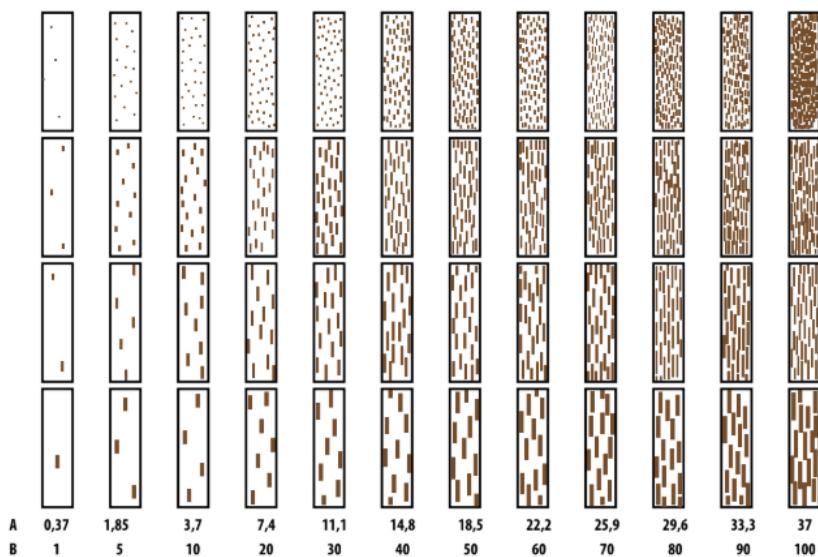


Figure 11 : Représentation visuelle des dommages sur les feuilles de céréales par les rouilles selon (A) le pourcentage de feuille touché et (B) l'échelle de Cobb modifiée. (Koyshibayev et Muminjanov, 2016.)

La cotation de la septoriose représente le pourcentage de la surface de la feuille qui est touchée.

L'observation de la maladie est parfois difficile lorsque les gravités sont encore faibles, notamment pour différencier les rouilles entre elles. Pour les cas plus complexes, un microscope binoculaire est utilisé.

Lorsque l'observation des maladies ne se déroule pas le même jour que l'acquisition des images, les gravités sont linéairement interpolées. Lors de l'essai maladie de 2017, la dernière observation des maladies s'est déroulée le 4 juillet alors qu'une acquisition d'images a eu lieu le 7 juillet. Pour cette date, la gravité est considérée égale à celle du 4 juillet.

II.3.2. Essai variétal de 2017

L'observation de la gravité des maladies a été effectuée en 2017 par Samuel Winkel, dans le cadre de son travail de fin d'études à l'HECh Huy. Il était encadré par Jacqueline Delvaux pour l'HECh Huy et par Benjamin Dumont pour GxABT.

Les cotations ont été réalisées du 15 avril au 4 juillet 2017 de manière hebdomadaire sur les micro-parcelles de la modalité 0T. Le nombre de plants prélevés par micro-parcelle est de 10.

Les micro-parcelles de la modalité 2T n'ont pas fait l'objet de cotation de maladies. Pour cette étude, les micro-parcelles de modalité 2T sont considérées comme saines à partir du 31 mai, 20 jours après la date d'application du premier traitement fongicide. C'est également le jour d'application du deuxième traitement.

II.3.3. Essai variétal de 2018

En 2018, l'observation de la gravité des maladies a été effectuée par Rémi Meurs, réalisant son travail de fin d'études à GxABT et encadré par Benjamin Dumont (GxABT). Le prélèvement hebdomadaire de 5 plants par micro-parcelle a été effectué :

- Du 2 mai au 3 juillet 2018 pour la modalité 0T
- Du 23 mai au 3 juillet 2018 pour la modalité 2T

Le premier traitement fongicide a été appliqué le 8 mai. Jusqu'à la semaine avant le 23 mai, les micro-parcelles de modalité 2T étaient considérées comme non traitées ce qui rend l'observation de leur maladie redondante avec l'observation des parcelles de modalité 0T.

II.4. Acquisition d'images

II.4.1. Imagerie multispectrale par drone

L'acquisition et le prétraitement des images décrits dans cette section ont été effectués par Adrien Michez et le département d'Ingénierie des biosystèmes (BIOSE) de GxABT.

II.4.1.1. Drone

Un drone octocoptère de type X Frame a survolé le champ de l'essai maladie 2017. Les vols qui concernent cette étude ont eu lieu le 1^{er} juin, le 15 juin et le 7 juillet. L'altitude et la vitesse de vol sont de 100m et 5m/s respectivement. Sur le drone était embarqué deux caméras dont une caméra Parrot Sequoia utilisée pour cette étude.

II.4.1.2. Caméra

La caméra Parrot Sequoia (Figure 12) possède 4 canaux qui lui permettent de prendre des images dans 4 longueurs d'onde différentes : le vert (550 +/- 25 nm), le rouge (660 +/- 25 nm), le Red Edge (735 +/- 5 nm) et le NIR (790 +/- 25 nm) (Figure 13). La caméra Parrot Sequoia a une résolution spatiale de 0,1 m lorsque le drone vole à 100 m d'altitude. Le temps d'intégration de la caméra est fixé en fonction de la résolution spatiale et de la vitesse de vol du drone.



Figure 12 : Caméra Parrot Sequoia avec à gauche la face inférieure et les 4 canaux (vert, rouge, Red Edge, NIR) et à droite la face supérieure et le capteur de lumière incidente. (Source : https://www.parrot.com/jp/sites/default/files/sequoia_official_documentation_and_specifications_2016_0.pdf, consulté le 10 août 2018)

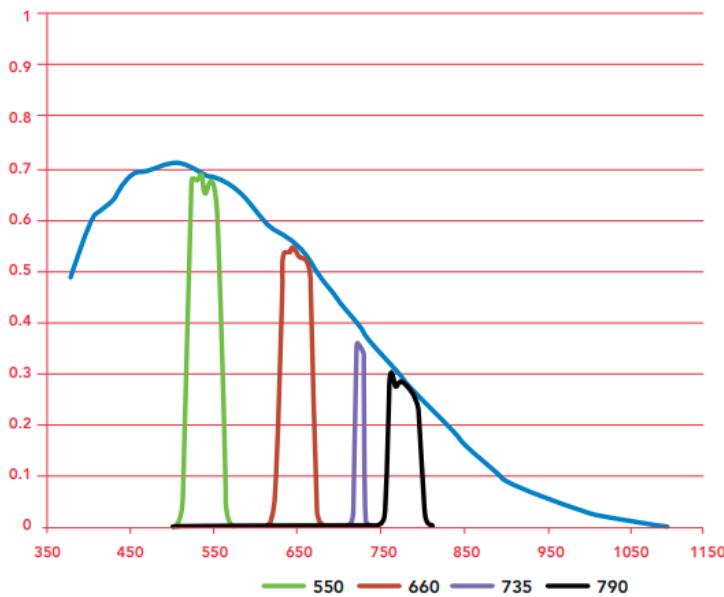


Figure 13 : Illustration des bandes passantes des filtres vert (vert), rouge (rouge), Red Edge (mauve) et NIR (noir).

(Source :

https://www.parrot.com/jp/sites/default/files/sequoia_official_documentation_and_specifications_2016_0.pdf, consulté le 10 août 2018)

Au dos de la caméra se trouve un capteur de lumière incidente. Il possède les 4 mêmes filtres. Le rayonnement solaire incident qu'il reçoit est utilisé pour normaliser les images acquises par les 4 canaux de la face inférieure. La formule pour calculer la réflectance normalisée est :

$$R = K \frac{I_{sq}}{I_{ss}}$$

Où R [-] est la valeur de la réflectance normalisée, K [-] est le facteur de normalisation, I_{sq} [W/m^2] est le rayonnement mesuré par le corps de la caméra et I_{ss} [W/m^2] est le rayonnement solaire mesuré par le capteur solaire incident. Le coefficient K est calibré en mesurant les rayonnements I_{sq} et I_{ss} sur un panneau de calibration de réflectance R connue :

$$K = R \frac{I_{ss}}{I_{sq}}$$

Les images se recouvrent à 90%. Le recoupage des images se fait grâce à la présence de cibles blanches sur le terrain qui ont été préalablement géoréférencées. Les cibles blanches sont repérées sur les images et servent de point de calage.

II.4.2. Imagerie multispectrale par proxidétection

Les images de la canopée du froment d'hiver ont été prises à l'aide d'un système d'acquisition multispectrale. Le système est équipé d'une caméra (Figure 14a, en vert) monochrome CMOS BCi₅ (C-Cam technologies) 12 bits et de résolution 1,3 Mpx (1024x1280).

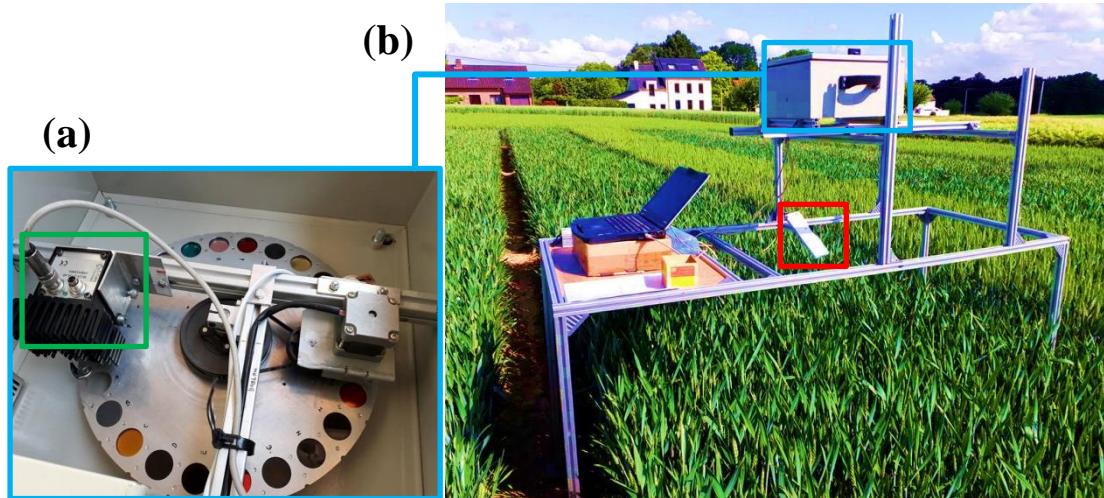


Figure 14 : Dispositif d'acquisition d'images. A gauche, (a) le caisson dans lequel se trouve la caméra (rectangle vert) et la roue à filtres. A droite, (b) le dispositif complet composé du caisson (rectangle bleu), de la référence blanche (rectangle rouge), de l'ordinateur, de la batterie, et du portique placé au-dessus d'une micro-parcelle.

Le système est également équipé d'un disque percé de trous dans lesquels sont placés des filtres passe-bandes (Figure 14a). Le disque est appelé « roue à filtres ». La roue à filtres est composée de 22 filtres passe-bandes dont les longueurs d'onde sont comprises entre 450 et 950 nm. L'intervalle est divisé en 11 bandes espacées de 50 nm. Pour chaque longueur d'onde, il y a un filtre à bande large (80-100 nm) et un filtre à bande étroite (40-50 nm). Pour cette étude, seuls les 11 filtres à bande étroite, repris dans le Tableau 6, sont utilisés afin d'échantillonner plus précisément le spectre lumineux. En tournant, la roue à filtres présente sous la caméra les filtres sélectionnés. La série d'acquisition est terminée lorsque la canopée du froment d'hiver a été prise en image au travers des 11 filtres sélectionnés. Les images sont enregistrées en format 12 bits (4096 niveaux de gris). La caméra et la roue à filtres sont contenues dans un caisson (Figure 14b, en bleu).

Tableau 6 : Présentation des 11 filtres utilisés avec la portion du spectre lumineux qu'ils représentent, la longueur d'onde sur laquelle ils sont centrés et leur largeur de bande.

Portion du spectre	Longueur d'onde (nm)	Largeur de bande (nm)
Bleu	450	+/- 25
Vert	500	+/- 20
Vert	550	+/- 25
Rouge	600	+/- 25
Rouge	650	+/- 20
Red Edge	700	+/- 25
Red Edge	750	+/- 20
NIR	800	+/- 25
NIR	850	+/- 20
NIR	900	+/- 20
NIR	950	+/- 20

Sur le terrain, les conditions d'illumination sont très changeantes en fonction de la position du soleil mais surtout avec le changement fréquent de conditions nuageuses à conditions ensoleillées. La réponse spectrale du froment d'hiver est différente en fonction de ces conditions d'illuminations. La normalisation des images se fait grâce à une référence blanche (Figure 14b, en rouge) placée dans le champ de vue de la caméra. Le temps d'intégration de la caméra est ajusté à chaque acquisition d'images pour que la valeur du niveau de gris de la référence soit de 3800 avec une précision de +/- 5%. Le temps d'intégration varie généralement entre 0 et 10 ms. Le temps total d'une série d'acquisition des 11 images correspondant aux 11 filtres sélectionnées est de l'ordre de 2 minutes.

La caméra et la roue à filtres sont contrôlées par ordinateur (Figure 14b). Le programme est codé en C++. Une batterie permet de fournir le courant nécessaire à la caméra et aux ordinateurs.

Le tout est contenu sur un portique en profilés Bosch © (Figure 14b). Sa structure permet d'enjamber les micro-parcelles dans le sens de la largeur afin d'accéder au couvert végétal de manière non destructive. Celui-ci est porté manuellement sur le terrain.

L'étude porte sur les acquisitions d'images qui ont été effectuées les 25 mai, 30 mai, 6 juin, 13 juin et 21 juin 2018. Le 25 mai, dû à un manque de temps, seules les micro-parcelles des répétitions 1 et 2 ont fait l'objet d'acquisition d'images.

Le nombre d'images acquises dépend de la modalité de traitement fongicide. Quatre images sont prises pour les micro-parcelles de la modalité 0T et trois pour la modalité 2T. Les micro-parcelles de modalité 2T sont a priori plus homogènes, acquérir trop d'images sur celles-ci serait redondant.

Les images sont prises à intervalles réguliers dans le sens de la longueur de la micro-parcelle et à mi-largeur. La distance entre la caméra et la canopée du froment d'hiver est d'environ 1m. La résolution spatiale au niveau de la canopée est de l'ordre de 1 mm. Les images acquises sont en niveaux de gris (Figure 15) qui représentent la réflectance pour un filtre passe-bande donné.

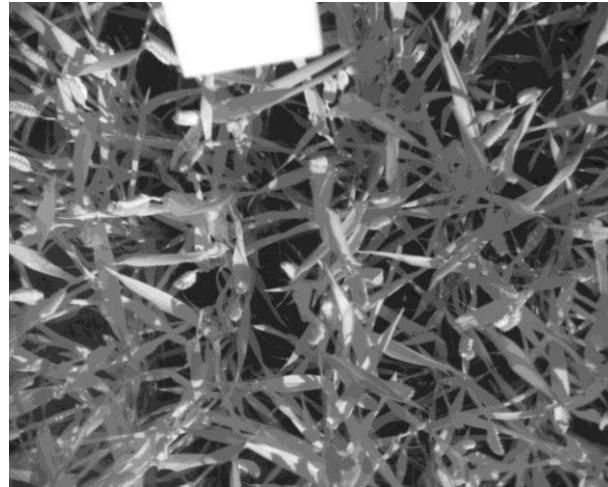


Figure 15 : Image en niveau de gris de la canopée du froment d'hiver avec la référence blanche en haut de l'image. Les éléments de l'image qui ont une plus grande réflectance ont un niveau de gris plus élevé. Plus le niveau de gris est élevé, plus l'élément est clair.

Au total, 630 images ont été acquises pour réaliser cette étude.

II.4.3. Imagerie hyperspectrale de feuilles

La caméra SPECIM FX17 (Figure 16) est une caméra hyperspectrale dont la gamme spectrale est comprise entre 900 et 1700 nm. Elle appartient au Centre wallon de Recherches Agronomiques.



Figure 16 : Dispositif fixe de la caméra Specim FX17 avec la caméra, le tapis roulant et l'ordinateur qui contrôle le tout.

Le nombre de bandes est de 224. Cependant, pour des raisons pratiques, un binning 2:1 a été appliqué ce qui réduit le nombre de bandes à 112. Le binning a été effectué pour des raisons purement pratiques, les ordinateurs utilisés n'étant pas adéquats pour le traitement de fichiers aussi volumineux.

La lumière entrante est décomposée en un spectre de lumière qui est capté sur une surface. La première dimension de la surface est l'axe de position x. La deuxième dimension est la longueur d'onde du spectre. Afin d'obtenir une image à deux dimensions spatiales, l'échantillon est placé sur un plateau (Figure 16) qui assure le déplacement relatif entre la caméra et l'échantillon dans le sens de l'axe y. La vitesse de déplacement du plateau est calibrée pour que la géométrie de l'image acquise corresponde à la géométrie réelle des échantillons. Les images acquises sont des successions de lignes de 320 pixels, un binning spatial 2:1 a été effectué pour les mêmes raisons que le binning des bandes. La résolution spatiale est de 500 µm. Un éclairage artificiel éclaire la zone où l'image est acquise.

L'acquisition des images a été effectuée le 20 juin et a porté sur la variété Edgar. La variété Edgar a été choisie car elle semblait fortement touchée par la rouille brune et la septoriose et très faiblement par la rouille jaune. Le but était d'étudier et d'isoler la réponse spectrale d'une seule rouille pour ne pas les confondre. La rouille jaune n'est par conséquent pas étudiée dans l'infrarouge à ondes courtes dans le cadre de cette étude.

Cinq plants par répétition des micro-parcelles de modalité 0T et cinq plants de la première répétition de modalité 2T ont été prélevés. L'acquisition d'images a eu lieu directement après la cotation des 25 plants afin d'éviter le plus possible le flétrissement des feuilles.

Par image acquise, une feuille est retirée du plant. La feuille est ensuite placée sous un verre dont la transmission est totale dans la gamme de longueur d'ondes de la caméra (Figure 17). Le verre permet d'étaler les feuilles à plat, la face supérieure de la feuille vers le haut. Une note contenant la référence de la feuille est placée à côté de la feuille. Les feuilles sont ensuite photographiées à l'aide d'un appareil photo RGB dont les images seront utiles au traitement des images hyperspectrales. Enfin, la feuille passe sous la caméra hyperspectrale, emmenée par le plateau sur lequel elle est posée.



**Figure 17 : Image RGB d'une feuille de froment d'hiver de la variété Edgar prise avant l'acquisition hyperspectrale.
La référence de la feuille est renseignée.**

Cette méthode est répétée pour toutes les feuilles des 25 plants dont la sévérité en maladie a été cotée, ce qui donne un total de 66 images.

II.5. Traitement des images

L'objectif et le type d'image diffèrent selon l'échelle étudiée. Un traitement spécifique est appliqué à chaque partie du travail.

Pour le traitement des images, le logiciel utilisé est MATLAB ®. La version 2015 est utilisée pour le traitement des images multispectrales et des images drones, la version 2007 pour le traitement des images hyperspectrales.

II.5.1. Imagerie multispectrale par drone

Pour chaque date, un masque est manuellement créé pour identifier les 36 micro-parcelles d'intérêt (6 variétés, 2 modalités de traitement fongicide et 3 répétitions). A l'aide de ces masques, les valeurs de réflectance des pixels de chaque micro-parcelle sont extraites et la moyenne par micro-parcelle peut être calculée.

La cotation des maladies effectuée lors de l'essai maladie de 2017 donne une seule valeur moyenne pour les trois micro-parcelles des répétitions 1 à 3. De la même manière, les moyennes des réflectances des micro-parcelles de répétition 1 à 3 sont regroupées également.

Cela permet de comparer les moyennes des réflectances des parcelles saines (modalité 2T) avec les moyennes des parcelles infectées (modalité 0T) dans le vert, le rouge, le Red Edge et le NIR pour les six variétés.

II.5.2. Imagerie multispectrale par proxidétection

L'objectif de cette étude est de quantifier la gravité en maladies des micro-parcelles à partir des images acquises. Les modèles employés, régression des moindres carrés partiels et réseaux de neurones, doivent réaliser la prédiction sur base des informations tirées des images. L'image est traitée pour en retirer des valeurs intéressantes, c'est-à-dire des attributs ou variables, qui seront l'entrée de modèles de prédictions.

Le prétraitement consiste à corriger les valeurs des pixels pour qu'elles correspondent à des valeurs de réflectance réelles et consiste également à isoler les zones d'intérêt sur l'image, c'est-à-dire les plants de froment.

Une fois les zones d'intérêt identifiées, les valeurs de réflectance sont extraites pour être traitées. Les attributs de couleur sont constitués en moyennant les réflectances. Les attributs de texture sont extraits des matrices de cooccurrence appliquées aux pixels. En effectuant le traitement sur les 630 images acquises, un jeu de données de 630 observations avec plusieurs variables de couleur et de texture est acquis et peut être utilisé pour l'entraînement et la prédiction des modèles.

II.5.2.1. Prétraitement

II.5.2.1.1. Normalisation

La normalisation de l'image permet de transformer le spectre capté par la caméra en valeur de réflectance. L'image a déjà été normalisée au moment de son acquisition grâce à la présence de la référence blanche (voir Section II.4.2.).

II.5.2.1.2. Rognage

Sur chaque image acquise apparaît le phénomène de vignettage. Le vignettage est l'assombrissement des zones éloignées du centre de l'image (Figure 18).

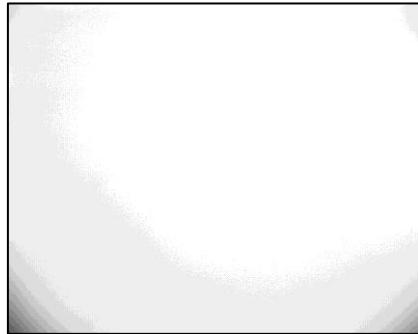


Figure 18 : Exemple de vignettage avec une image acquise d'une surface blanche. Les zones éloignées du centre sont assombries.

Il dépend des caractéristiques optiques de l'objectif de la caméra qui provoquent un éclairement hors-axe (Zheng et al., 2009). La Figure 19 montre à gauche un objectif complètement ouvert. Les rayons obliques sont bloqués par les bords de l'objectif et ne passent pas par l'obturateur. Au contraire, l'objectif de droite est moins ouvert et les rayons obliques ne sont pas bloqués. Les bords de l'image reçoivent moins de lumière ce qui provoque le vignettage.



Figure 19 : Représentation du blocage de l'éclairement oblique en fonction de l'ouverture de l'objectif. A gauche, l'objectif est ouvert en grand. En haut à gauche, l'ouverture de l'objectif n'est pas entièrement visible par le côté.

L'éclairement oblique est bloqué par l'objectif. A droite, l'objectif est peu ouvert. L'objectif ne bloque pas l'éclairement oblique. (Source : <http://www.cs.cmu.edu/~sensing-sensors/readings/vignetting.pdf>, consulté le 10 août 2018)

Dans ce cas-ci, le vignettage est causé par la présence du filtre passe-bande en-dehors de la caméra. Celui-ci bloque une partie de l'éclairement oblique qui devait passer par l'ouverture de la caméra. Comme présenté à la Figure 19, le vignettage peut être diminué en refermant légèrement l'ouverture de la caméra. Cependant, certains filtres passe-bandes laissent passer peu de lumière ce qui nécessite une grande ouverture de la caméra. Un compromis doit être fait au niveau de l'ouverture. Par conséquent, le vignettage reste important et les valeurs de réflectance des pixels loin du centre sont fortement atténues.

Pour corriger le vignettage, les images sont rognées et passent d'une taille 1024x1280 pixels à 600x800 pixels. L'image rognée a une surface 2,7 fois plus petite que l'image de base. De

l'information est perdue ce qui rend l'image moins représentative de la micro-parcelle. Cependant, les valeurs contenues dans les pixels correspondent à la réalité et peuvent être utilisées.

II.5.2.1.3. Superposition des images

Les 11 images correspondant aux 11 filtres de la même série d'acquisitions sont superposées. L'image devient une matrice dont la troisième dimension représente la longueur d'onde du filtre utilisé. La superposition des filtres permet de retrouver, pour un pixel de position (x, y) donnée, sa valeur de réflectance à toutes les longueurs d'onde.

II.5.2.1.4. Segmentation référence blanche/reste de l'image

Les étapes suivantes du prétraitement consistent à isoler les parties d'intérêt de l'image, c'est-à-dire les plants de froment.

La première étape est la séparation de la référence blanche et du reste de l'image. La segmentation est effectuée en utilisant la méthode des RN. Le RN est mis en place par la fonction « nprtool » de MATLAB ®.

Le jeu d'entraînement est créé en sélectionnant des pixels appartenant aux plantes, au sol et à la référence sur une vingtaine d'images. Chaque donnée du jeu d'entraînement est constituée de 11 variables et d'une cible en fonction de la classe d'appartenance du pixel. Les variables sont les valeurs de réflectance dans les 11 bandes spectrales.

Le RN comprend une seule couche cachée avec dix neurones et est entraîné à l'aide du jeu d'entraînement. Des RN avec différents nombres de neurones dans la couche cachée ont été testés. Inclure moins de dix neurones diminue les performances de la segmentation. Rajouter des neurones n'augmente pas la performance mais diminue la capacité du RN à généraliser. Le RN met parfaitement en évidence la référence blanche (Figure 20a et Figure 20b, en blanc) qui peut être retirée de l'image.

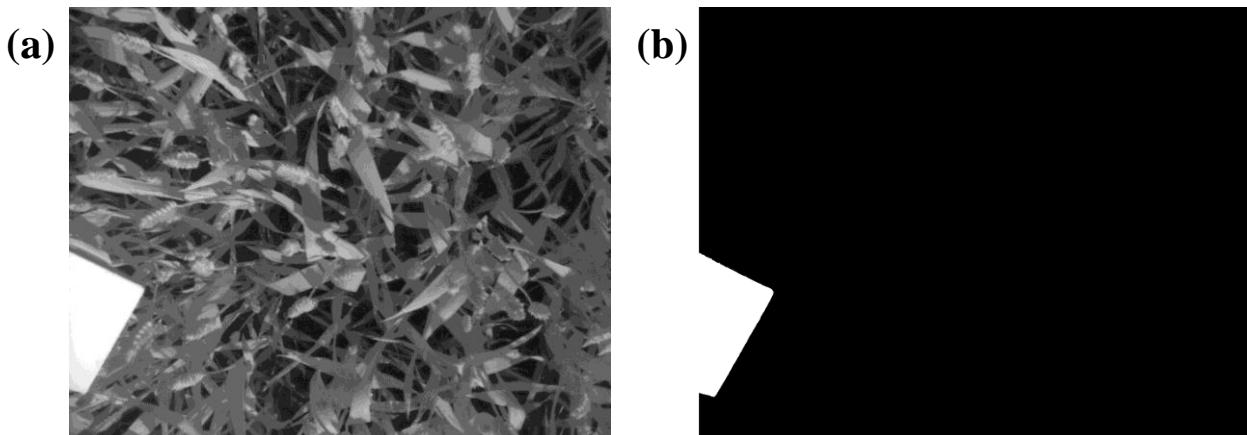


Figure 20 : Présentation de la segmentation de la référence blanche. A gauche, (a) l'image en niveau de gris de la canopée du froment d'hiver avec la référence blanche dans le coin inférieur gauche. A droite, (b) le résultat de la segmentation avec la référence blanche en blanc et le reste en noir.

II.5.2.1.5. Segmentation sol/froment

L'objectif de la deuxième segmentation est de retirer les pixels appartenant au sol pour extraire les réflectances de la végétation. Cette segmentation est primordiale car c'est à partir des groupes créés que sont calculés les attributs (couleur et texture) utilisés pour la quantification des maladies.

Il est cependant possible d'aller plus loin dans la segmentation. En effet, la même feuille à l'ombre, au soleil, ou sous condition nuageuse va réfléchir différemment la lumière, malgré la normalisation par la référence blanche qui tient compte des conditions d'illumination. Les pixels de froment ont par conséquent été séparés en plusieurs classes pour l'entraînement afin de créer des groupes de pixels en fonction des conditions d'illumination par après. Chaque élément de l'image (feuille, épi, sol) est décliné en trois conditions d'illumination (ensoleillé, ombragé, nuageux). Neuf classes sont constituées à laquelle se rajoute une classe nuageuse pour les feuilles basses, plus sombres, des plants de froment.

Le jeu d'entraînement est constitué à partir d'une vingtaine d'images en attribuant la cible en fonction de l'appartenance à l'une des dix classes. Toutes les images sont ensuite segmentées à l'aide du RN entraîné. Le RN possède une couche cachée à 40 neurones.

Les pixels attribués aux classes liées au sol sont retirés de l'image. Malheureusement, les réflectances des épis et des feuilles sont trop semblables et n'ont pas pu être discriminées par le système de classes, à part en condition nuageuse. Cependant, même en condition nuageuse, certains pixels de feuilles sont tout de même attribués à la classe « épi nuageux ».

En conséquence, les images sont au final segmentées en cinq groupes créés à partir des dix classes d'entraînement (Tableau 7). Il faut noter que les « classes » de pixels sont les cibles et sorties du RN. Les sorties sont ensuite regroupées en « groupe » qui sont le résultat final de la segmentation. Par exemple, si le RN attribue à un pixel la classe « feuille ensoleillée » ou « épi ensoleillé », le groupe « Soleil » lui est attribué pour la segmentation (Tableau 7). Les trois premiers groupes correspondent aux trois conditions d'illumination. Le quatrième correspond aux conditions nuageuses sans la classe « épis nuageux ». Le cinquième groupe correspond à tous les pixels de froment confondus.

Tableau 7 : Détail des cinq groupes créés lors de la segmentation des plants de froment et des classes à partir desquelles ils sont constitués.

Groupe créé	À partir des classes
Soleil	Feuille ensoleillée, épi ensoleillé
Ombre	Feuille ombragée, épi ombragé
Nuage épi	Feuille nuageuse, épi nuageux
Nuage	Feuille nuageuse
Total	Feuille et épi Ensoleillé, ombragé et nuageux

La Figure 21 montre un exemple de segmentation en conditions ensoleillées (Figure 21b) et en conditions nuageuse (Figure 21d). Au-dessus, le groupe « Soleil » en blanc reprend bien les feuilles ensoleillées (Figure 21b), mais également les épis. Le groupe « Ombre » en gris comprend les feuilles basses ainsi que toutes les feuilles à l'ombre. Les épis à l'ombre sont également repris dans ce groupe.

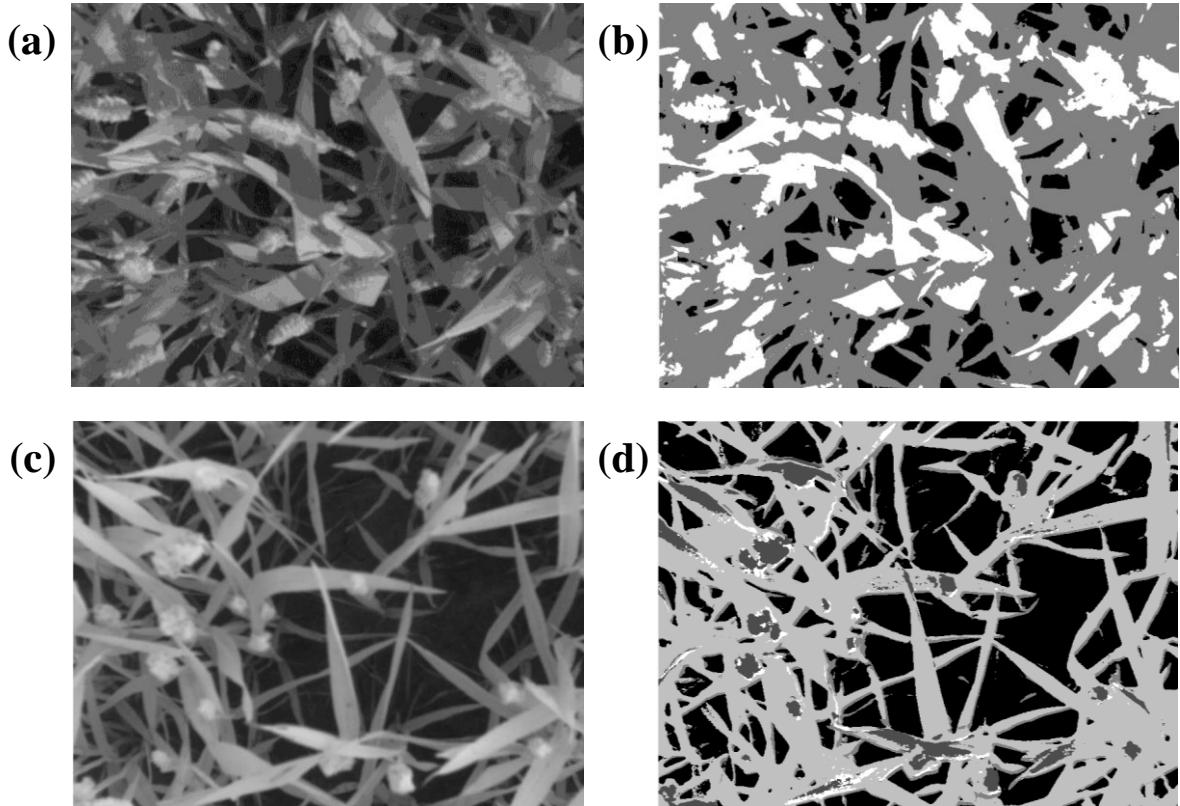


Figure 21 : Présentation d'une image (a) ensoleillée en haut à gauche et (b) du résultat de la segmentation en haut à droite avec le groupe « Soleil » en blanc, « Ombre » en gris et « Sol » en noir. En bas à gauche, (c) l'image nuageuse et en bas à droite (d) le résultat de la segmentation avec le groupe « Nuage » en gris clair et les épis sous condition nuageuse en gris foncé.

En-dessous, les pixels du groupe « Nuage » sont représentés en gris clair et les pixels de la classe « épi nuageux » sont représentés en gris foncé (Figure 21d). Les épis sont presque entièrement repris dans la classe « épi nuageux ». Néanmoins, plusieurs bouts de feuille sont également repris dans la classe « épi nuageux ». C'est pourquoi deux groupes différents de conditions nuageuses (« Nuage épi » et « Nuage ») ont été créés. La présence des épis peut modifier la réponse spectrale du froment et gêner la quantification des maladies fongiques étudiées qui touchent principalement les feuilles. La segmentation étant imparfaite, l'intérêt du groupe « Nuage » doit être analysé à partir des résultats.

De manière globale, la segmentation du froment et du sol est très bonne. Cependant, la séparation entre les différentes conditions d'illuminations n'est pas toujours simple. Les épis et les froments ne sont pas correctement séparés en condition nuageuse et ne sont pas séparés en condition ensoleillée.

Le problème majeur pour la segmentation des différentes parties est le vent. En présence de vent, la segmentation entre les différentes classes peut devenir très mauvaise. Lorsque le vent devient plus fort, la segmentation du sol et des plants dont les signatures spectrales sont éloignées pose également problème.

La même zone de la micro-parcelle est prise en image 11 fois. Le temps d'acquisition total du premier au dernier filtre est de l'ordre de 2 minutes. Les feuilles mises en mouvement par le vent ne se trouvent pas à la même place sur les images prises au travers des différents filtres superposés (Figure 22a). Un pixel de l'image peut appartenir pour certains filtres au sol et pour d'autre au froment, mais une seule classe peut leur être attribuée à la fois. La mise en mouvement des feuilles pose problème à

la fois pour le résultat de la segmentation mais aussi pour l'entraînement du réseau de neurones. Les résultats de la segmentation peuvent devenir très mauvais (Figure 22b).

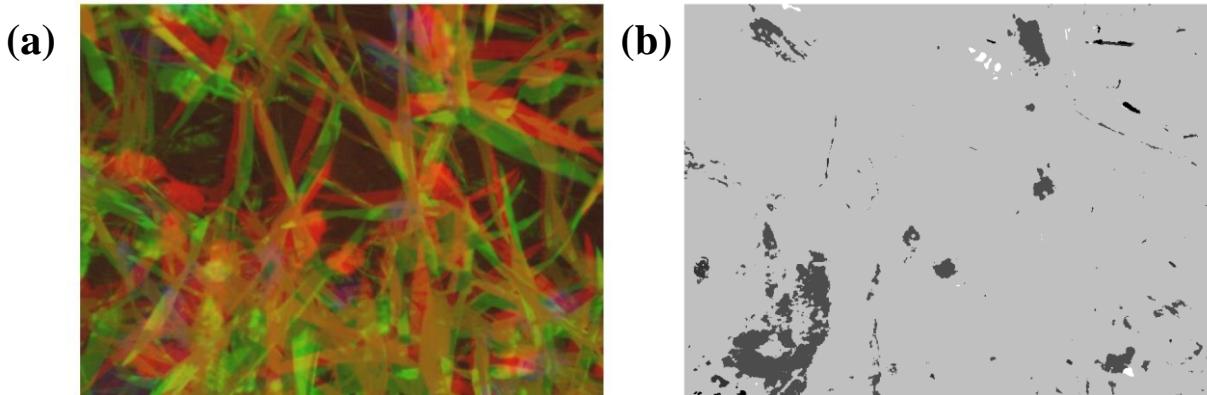


Figure 22 : Mise en évidence de l'effet du vent avec à gauche (a) une image en fausses couleurs dont les composantes RGB ont été remplacées par les réflectances des filtres 500, 950 et 700 nm et à droite (b) le résultat de la segmentation avec le groupe « Nuage » en gris clair, la classe « épis nuageux » en gris foncé et le groupe « Soleil » en blanc. A gauche, les feuilles ne sont pas au même endroit en fonction du filtre lorsque les images sont superposées.

II.5.2.2. Traitement

II.5.2.2.1. Extraction des attributs

Neuf attributs sont calculés à partir des groupes créés lors du prétraitement pour chaque longueur d'onde :

- La moyenne des valeurs de réflectance pour chacun des 5 groupes créés lors du prétraitement ce qui donne 5 attributs multipliés par les 11 longueurs d'onde
- La texture est étudiée au moyen de matrices de cooccurrence en niveau de gris. Les éléments de la matrice de cooccurrence sont les fréquences relatives avec laquelle une paire de pixels, séparés par une distance de pixel ($\Delta x, \Delta y$), apparaissent dans un voisinage donné (Albregsten, 2008). Des mesures statistiques sont extraites de ces matrices. Les mesures extraites lors de cette étude sont celles proposées par MATLAB ® : le contraste, la corrélation, l'énergie et l'homogénéité. Selon la documentation de Mathworks ®, le contraste mesure les variations locales. La corrélation mesure la corrélation d'un pixel par rapport à ses voisins. L'énergie est la somme des éléments au carré et représente l'uniformité de l'image. L'homogénéité représente la proximité de la distribution par rapport à la diagonale. Les formules de ces mesures sont détaillées ci-dessous.

$$\text{Correlation} = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu i)(j - \mu j)p(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad \text{Contraste} = \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i,j)$$

$$\text{Energy} = \sum_{i,j} p(i,j)^2 \quad \text{Homogeneity} = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1 + |i - j|}$$

Les matrices de cooccurrence sont appliquées sur le groupe « Total » uniquement. Cela représente 4 attributs supplémentaires multipliés par les 11 longueurs d'onde.

En tout, 99 variables permettent de décrire les 630 images acquises. Le récapitulatif des attributs et de la convention de notation de ceux-ci pour ce travail sont repris dans le Tableau 8.

Tableau 8 : Récapitulatif des 9 attributs de base et des groupes de pixels à partir desquels ils ont été calculés. Ces 9 attributs sont calculés pour les 11 bandes spectrales sélectionnées. Les attributs de couleur sont les moyennes des réflectance. Les attributs de texture sont les paramètres des matrices de cooccurrence. Les groupes de pixels correspondent aux résultats de la segmentation expliqués dans la section sur le prétraitement (Section II.5.2.1).

Type	Nom de l'attribut	Calculé sur le groupe de pixels:
Couleur	Soleil	Soleil
Couleur	Ombre	Ombre
Couleur	Nuage	Nuage
Couleur	Nuage épi	Nuage épi
Couleur	Total	Total
Texture	Contraste	Total
Texture	Corrélation	Total
Texture	Energie	Total
Texture	Homogénéité	Total

L'objectif est de prédire la gravité de la rouille jaune, de la rouille brune et de la septoriose par PLSR et RN. La prédiction de la gravité en maladies par PLSR et par RN se base sur les 99 variables créées. Pour les deux algorithmes, 80% des images servent à l'entraînement du modèle pour prédire la gravité des 20% restants. La méthode est appliquée 5 fois sur le jeu de données avec à chaque fois des nouvelles images comprises dans les 20% à prédire. Il y a en tout 5 modèles créés pour prédire 100% des données.

La prédiction des maladies a tout d'abord été effectuée sur les 630 images séparément. La gravité-cible des images est la gravité de la micro-parcelle où les images ont été acquises.

La prédiction a également été effectuée en regroupant les images appartenant à la même micro-parcelle. Le nombre d'images obtenues devient 180. Le regroupement des images permet d'être plus représentatif de la micro-parcelle comme une plus grande surface est couverte par les images.

Enfin, les algorithmes ont également été utilisés pour prédire la gravité moyenne des deux dernières feuilles du froment (les plus hautes), au lieu des 6 feuilles. Il est en effet possible que les feuilles des étages inférieurs soient trop occluses ou ombragées ce qui empêche la détection des maladies qui s'y déclarent. Il est par conséquent intéressant d'étudier les prédictions appliquées aux étages supérieurs du couvert végétal uniquement. La prédiction porte sur les 630 images séparément.

III.5.2.2. Algorithmes de prédiction et de sélection des variables

Les algorithmes utilisés pour la prédiction sont la régression des moindres carrés partiels (PLSR) et les réseaux de neurones artificiels (RN). Une régression pas-à-pas bidirectionnelle permet à la fois de choisir les variables d'entrée du RN mais aussi de mettre en évidence les variables intéressantes pour la détection et la quantification des maladies.

1. Régression des moindres carrés partiels - PLSR

La PLSR crée des composantes non corrélées entre elles à partir de variables indépendantes X pour expliquer des variables dépendantes Y. Les composantes sont créées par analyse en composantes

principales (ACP) qui les classe en fonction de leur variance. Plus la variance est grande, plus la composante apporte de l'information. La PLSR combine linéairement ces composantes pour donner la valeur de sortie. La régression des moindres carrés partiels peut être similairement utilisée pour effectuer un classement des données, elle est alors appelée PLS-DA (analyse discriminante par régression des moindres carrés partiels).

La PLSR est particulièrement utile lorsque le nombre de variables indépendantes est élevé (Tenenhaus et al., 1995) car elle les comprime en un nombre restreint de variables latentes.

Les variables indépendantes X de la PLSR sont les 99 variables extraites du traitement et les variables dépendantes Y sont les gravités des maladies. Elle a été effectuée par la fonction « `plsregress` » de MATLAB ®. Le nombre de composantes optimal est défini comme le nombre de composantes où le RMSE du modèle est minimum (Figure 23).

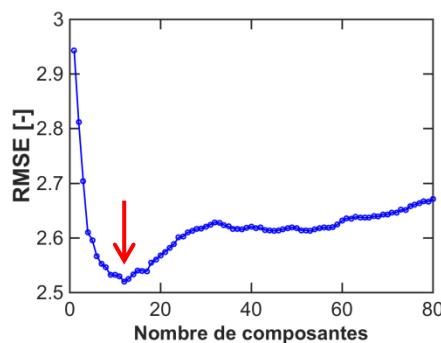


Figure 23 : Graphique de l'évolution du RMSE en fonction du nombre de composantes de la PLSR lors de l'entraînement du modèle pour la prédiction de la gravité en maladies. Le nombre de composantes qui minimise le RMSE du modèle est indiqué par la flèche rouge.

2. Régression pas-à-pas bidirectionnelle

Pour sélectionner les variables les plus intéressantes pour la quantification des maladies, une régression pas-à-pas a été employée sur les variables. La régression pas-à-pas réduit le nombre de variables et garde dans le modèle celles qui apportent le plus d'informations. En analysant les variables incluses dans le modèle de la régression pas-à-pas, il est possible de mettre en évidence les longueurs d'onde d'intérêt pour la détection des maladies.

La régression pas à pas bidirectionnelle est réalisée à l'aide de la fonction « `stepwisefit` » de MATLAB ®. La fonction calcule la p-valeur de chaque variable par un test F. Les variables dont la p-valeur est inférieure à une valeur donnée entrent dans le modèle. Lors de l'entrée d'une nouvelle variable dans le modèle, les variables qui en font déjà partie sont testées et retirées du modèle si leur p-valeur est supérieure à une valeur donnée (Moshou et al., 2004). Les seuils des p-valeurs d'entrée et de sortie sont choisis arbitrairement en fonction de la qualité du modèle souhaité.

Les variables retenues par la régression pas à pas sont utilisées comme variables d'entrées du réseau de neurones.

Le seuil de p-valeur d'entrée dans le modèle est choisi en fonction de la maladie étudiée pour que les variables sélectionnées donnent les meilleurs résultats de prédiction par RN.

3. Réseaux de neurones artificiels - RN

Le rappel sur les RN est principalement basé sur le travail de Gardner et al. de 1998 intitulé « Artificial Neural Networks (The Multilayer Perceptron) – A Review of Applications in the Atmospheric Sciences ».

Au niveau de chaque neurone, les entrées sont pondérées par des poids et additionnées à un biais. Le résultat de l'addition des entrées pondérées et du biais rentre dans une fonction simple généralement non linéaire (sigmoïde, tangentielle hyperbolique,...) qui donne la sortie du neurone. La fonction par laquelle passe la combinaison linéaire des entrées est appelée fonction d'activation.

Un réseau de neurones est constitué de plusieurs couches de neurones (Figure 24).

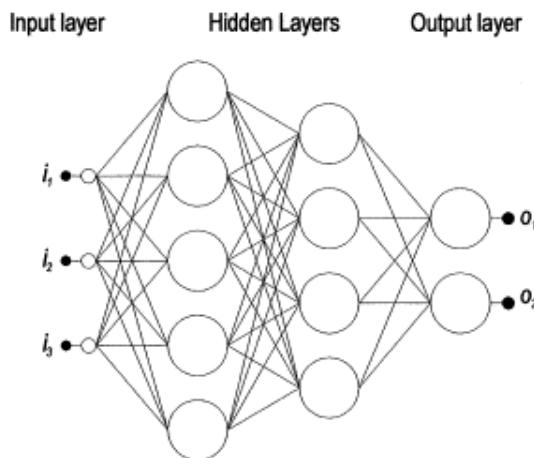


Figure 24 : Représentation schématique d'un réseau de neurones avec une couche d'entrée, deux couches cachées une couche de sortie. (Source : Gardner M.W. & Dorling S.R., 1998. Artificial neural networks (the multilayer perceptron) - A review of applications in the atmospheric sciences 32(14), 2627–2636.)

Chaque sortie des neurones de la couche précédente devient l'entrée de tous les neurones de la couche suivante. La couche d'entrée contient les variables d'entrée, qui ne sont pas des neurones. Ensuite viennent les couches cachées. Le nombre de couches cachées ainsi que le nombre de neurones par couche cachée est arbitraire. Enfin, le réseau de neurones se termine par une couche de sortie qui contient autant de neurones qu'il y a de sorties.

Pour que le RN puisse prédire correctement la valeur de sortie, il passe par une phase d'apprentissage par laquelle les poids et biais sont modifiés. La méthode la plus couramment utilisée est la rétropropagation.

L'entraînement du RN par rétropropagation se déroule en plusieurs étapes et nécessite un jeu d'entraînement avec des observations accompagnées de valeurs-cibles. Tout d'abord, les poids et biais sont initialisés avec des valeurs aléatoires. Ensuite, la première observation rentre dans le réseau de neurones qui prédit une valeur de sortie. Enfin, les poids et biais sont corrigés selon une fonction qui dépend de la différence entre la valeur prédite et la valeur-cible du réseau de neurones. La correction des poids et biais démarre de la couche de sortie et remonte jusqu'aux neurones de la couche d'entrée. Cette dernière étape est la propagation arrière. Les détails des mathématiques derrière la modification des poids et biais par rétropropagation peuvent se trouver dans le travail de Werbos (1990). Cette phase de l'entraînement est répétée pour chaque observation du jeu d'entraînement.

L'arrêt de l'entraînement nécessite un deuxième jeu de données, dit jeu de validation. Ces données ne servent pas à l'entraînement du RN et sont inconnues à l'algorithme. Une fois entraîné, les données de validation rentrent dans le réseau de neurones sans modifier les poids et biais. L'entraînement est arrêté lorsque l'erreur entre les valeurs prédictes du RN et les valeurs-cibles du jeu de validation atteint un minimum donné. Cette recherche du minimum est appelée descente du gradient. Si les résultats obtenus sur le jeu de validation ne sont pas satisfaisants, le RN réitère l'entraînement sans réinitialiser les poids et les biais.

Dans ce travail, les RN sont utilisés à la fois comme algorithme de régression et de classement. En régression, la cible du réseau de neurones est une valeur de gravité en maladie et en classement la cible est une classe spécifique.

L'avantage des RN réside dans leur capacité à résoudre des problèmes complexes non linéaires et à généraliser à partir d'un faible nombre de données (Hornik et al., 1989).

Plus l'architecture du RN est complexe, plus il est apte à résoudre des problèmes complexes. Cependant, un faible nombre de couches et de neurones suffit à résoudre la plupart des problèmes et permet d'éviter le surentraînement du réseau de neurones. Un algorithme surentraîné est habitué aux bruits aléatoires du jeu de données et a perdu toute faculté de généralisation aux nouvelles données.

Pour la proxidétection, l'architecture du RN est composée d'une seule couche cachée. Le nombre de neurones dans la couche cachée est de 5 lorsque les 630 images sont considérées séparément et 4 lorsque les images sont rassemblées par micro-parcelle. Un nombre de neurones supérieur mène à une baisse de la qualité des prédictions à cause du surentraînement du RN. Le réseau de neurones est entraîné par régularisation bayésienne (Bishop, 1995).

II.5.2.3. Indicateurs d'évaluation de la prédiction

L'évaluation des modèles porte sur leur capacité à prédire la gravité à partir de nouvelles données et sur la qualité de l'entraînement du modèle. Deux indices sont calculés sur les prédictions : l'écart-type de la prédiction (RMSEP) et le coefficient de détermination prévu (R^2 prévu).

Les coefficients de détermination ajustés (R^2 ajusté) du modèle sont également calculés. Il a été veillé à ce que les valeurs de R^2 ajusté des modèles ne soient pas d'une qualité largement supérieure aux R^2 prévu car c'est un signe de surentraînement du modèle.

II.5.2.3.1. Ecart-type de l'estimation - RMSEP

Le RMSEP est l'écart-type des résidus. Dans une régression, un résidu est la différence entre la prédiction et la valeur observée. Sa formule est, pour une régression multiple :

$$RMSEP = \sqrt{\frac{\sum_i^n (y_i - t_i)^2}{n - k - 1}}$$

Avec y_i la valeur prédictée, t_i la valeur observée, n le nombre d'observations et k le nombre de variables explicatives. Le RMSEP possède la même unité que celle des observations et est non borné supérieurement. Il mesure la dispersion des données et permet de comparer les modèles entre eux même si le nombre de variables utilisées est différent. De plus, comme il a la même unité que les

observations, son interprétation est plus facile. Cependant, comme il est non borné, il ne peut pas être comparé avec des RMSEP appliqués à des observations dont les valeurs sont différentes.

II.5.2.3.2. Coefficient de détermination prévu - R² prévu

Le coefficient de détermination prévu (R² prévu) mesure la qualité de la prédiction de nouvelles observations. Le R² prévu est un indice de la qualité de la relation qui existe entre les gravités observées et les prédictions. Sa formule est, pour une relation linéaire :

$$R^2 \text{ prévu} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2}$$

Avec \hat{y}_i la valeur prédite, t_i la valeur observée, \bar{t} la moyenne des valeurs observées et n le nombre d'observations. Le R² prévu a l'avantage de pouvoir être comparé entre les modèles appliqués aux différentes maladies malgré que les valeurs de leurs gravités observées soient différentes.

II.5.2.3.3. Coefficient de détermination ajusté du modèle – R² ajusté

Le coefficient de détermination ajusté (R² ajusté) mesure la qualité du modèle. Par rapport au R², le R² ajusté tient compte du nombre de variables utilisées dans le modèle pour pouvoir comparer plusieurs modèles entre eux même si le nombre de variables utilisées est différent. Le R² ajusté est calculé sur le modèle entraîné et pas sur les prédictions. Sa formule est :

$$R^2 = 1 - \frac{SCR}{SCT}$$

$$R^2 \text{ ajusté} = 1 - \frac{(n - 1)(1 - R^2)}{n - k - 1}$$

Avec SCR la somme des carrés des résidus, SCT la somme des carrés totale, n le nombre de données et k le nombre de variables.

II.5.3. Imagerie hyperspectrale de feuilles

Le traitement des images acquises par la caméra hyperspectrale se fait en trois étapes. La première consiste à créer un jeu d'entraînement pour alimenter un modèle de classement. La deuxième étape est la construction du modèle de classement permettant de discriminer les parties de feuilles saines des parties malades. Enfin, la dernière étape est l'évaluation du modèle.

II.5.3.1. Construction du jeu d'entraînement

Une analyse en composantes principales (ACP) est employée sur les images choisies. L'ACP créée des combinaisons de variables, appelées composantes principales, qui sont non corrélées entre elles et permettent d'expliquer des variables indépendantes. C'est la fonction « pca » de MATLAB ®, provenant de la « pls_toolbox », qui est utilisée pour réaliser l'analyse. L'ACP utilisée ici sert uniquement à la création du jeu d'entraînement et pas au classement proprement dit. L'ACP permet de visualiser l'image en fausse couleurs (Figure 25), c'est-à-dire que les composantes RGB d'une image classique sont remplacées dans ce cas-ci par les scores des composantes principales.

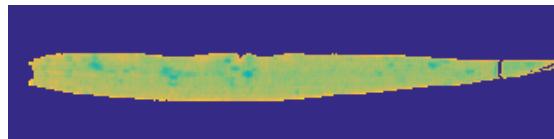


Figure 25 : Représentation en fausses couleurs d'une feuille de froment d'hiver. Les composantes RGB sont remplacées par les scores des composantes principales.

L'ACP appliquée sur toute l'image permet de bien discerner le fond de l'image par rapport à la feuille. En effectuant une ACP sur la feuille uniquement, les composantes principales sont recalculées et permettent cette fois-ci de mieux discerner les parties saines des parties malades.

L'image doit être séparée en sept différents groupes : le fond de l'image, les bords recourbés de la feuille, les parties saines, les parties sèches, la septoriose et la rouille brune. Les extrémités du verre sont visibles sur les images hyperspectrales et doivent également être classées à part. Le groupe « rouille brune » est constitué de deux types de données. D'un côté les pustules de rouille brune et de l'autre les taches mêlant la rouille brune et les dégâts. L'objectif du classement est d'abord d'isoler les pixels de la feuille et ensuite d'isoler la rouille brune et la septoriose sur la feuille. Le jeu d'entraînement (ou librairie spectrale) est constitué en sélectionnant des pixels et en leur attribuant la classe à laquelle ils appartiennent. Les maladies sont visibles sur les images RGB. Par conséquent, elles sont comparées aux images hyperspectrales afin d'attribuer aux pixels la classe qui leur correspond.

II.5.3.2. Modèle de classement

La discrimination entre les parties saines et les parties malades est réalisée par PLS-DA et RN dont le fonctionnement a été décrit dans la Section II.5.2.2. et qui sont utilisés ici comme algorithmes de classement. Les modèles séparent les différentes classes en quatre étapes (Figure 26).

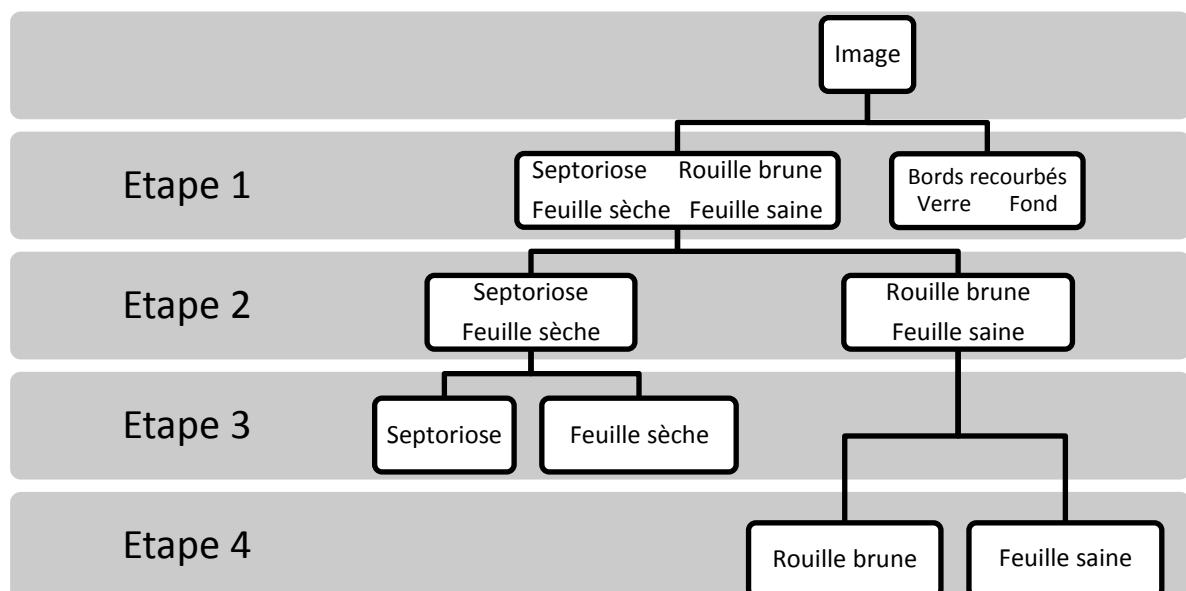


Figure 26 : Organigramme de la méthodologie de classement utilisée pour la PLS-DA et le RN. Le classement se fait en 4 étapes. 1) La feuille est séparée du fond, des bords recourbés et du verre. 2) La septoriose et la feuille sèche sont séparées de la feuille saine et de la rouille brune. 3) La septoriose est séparée de la feuille sèche. 4) La rouille brune est séparée de la feuille saine

La 1^{ère} discrimination permet de retirer le fond, le verre et les bords recourbés de la feuille. Le bord recourbé ne présente pas d'intérêt puisque c'est le dos de la feuille qui est tourné vers la caméra. De plus, les reflectances sont modifiées car le bout de feuille est arrondi et réfléchit différemment la lumière. La 2^{ème} discrimination permet d'isoler la septoriose et les feuilles sèches. La 3^{ème} étape sépare la septoriose des pixels de feuilles sèches et la 4^{ème} étape est la discrimination des pixels de rouille brune et de feuilles saines. La 3^{ème} étape n'a pas été réalisée par PLS-DA dans le cadre de cette étude.

Les variables indépendantes de la PLS-DA sont les 112 reflectances correspondant aux 112 bandes de la caméra hyperspectrale. Les variables dépendantes Y sont les cibles attribuées aux pixels en fonction de leur classe d'appartenance. Elle a été effectuée par la fonction « pca » de la « pls_toolbox » de MATLAB ®. Les variables sont normalisées avant d'entrer dans le modèle.

La régression pas-à-pas est utilisée pour sélectionner un nombre restreint de variables apportant le plus d'information. Les seuils de p-valeur d'entrée utilisés dépendent de l'étape de discrimination et sont communiqués dans les résultats.

Les variables sélectionnées sont les entrées du RN. Le RN est composé d'une seule couche cachée. Les meilleures performances ont été obtenues avec cinq neurones dans la couche cachée pour toutes les étapes de discrimination. Le RN est entraîné par la méthode de rétropropagation du gradient.

II.5.3.3. Evaluation des classements

Les modèles de classement sont évalués en fonction de leur sensibilité et de leur spécificité ainsi que par une analyse visuelle de la segmentation réalisée. La sensibilité est la capacité d'un test à donner un résultat positif lorsque l'hypothèse est vérifiée alors que la spécificité est la capacité d'un test à donner un résultat négatif lorsque l'hypothèse n'est pas vérifiée. Ces deux paramètres sont calculés dans ce travail sur l'entraînement des modèles. Leurs formules sont :

$$\text{Sensibilité} = \frac{VP}{VP + FN} \quad \text{Spécificité} = \frac{VN}{VN + FP}$$

Si la segmentation des maladies est bonne, il est également possible de comparer les résultats avec les gravités observées sur les feuilles de froment d'hiver. Une fois la segmentation réalisée, le nombre de pixels appartenant à la classe « rouille brune » ou à la classe « septoriose » sont chacun divisés par le nombre de pixels totaux composant la feuille. Les proportions de feuilles malades sont obtenues. Cependant, il est primordial d'analyser au préalable les images segmentées pour vérifier que les proportions obtenues correspondent à une bonne segmentation des maladies.

Les proportions, en ordonnée, sont mises en graphique avec les gravités observées, en abscisse, afin de juger de la qualité globale de la segmentation. Il faut noter que ce n'est pas une prédiction comme pour les images multispectrales. Ils ne seront en conséquence pas évalués par R² prévu et RMSEP. La relation entre la gravité de la maladie et la proportion de pixels classés comme malade est évaluée par le coefficient de détermination R².

III. Résultats et discussions

III.1. Imagerie multispectrale par drone

III.1.1. Septoriose

La septoriose a touché toutes les variétés étudiées (Figure 27) mais les gravités sont plutôt faibles sur la période considérée. Les valeurs maximales ont été atteintes le 31 mai pour toutes les variétés. Les gravités en septoriose les plus importantes ont été observées sur les variétés Reflection et Albert avec des valeurs de 21 et 13 respectivement. Lors des acquisitions d'image du 15 juin et du 7 juillet, les gravités en septoriose sont quasiment nulles.

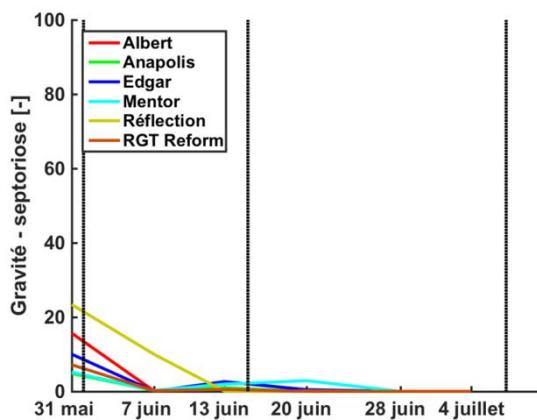


Figure 27 : Evolution de la gravité en septoriose des six variétés étudiées du 31 mai au 4 juillet. Les droites verticales noires représentent les dates d'acquisition d'images par drone.

Le Tableau 9 reprend les gravités moyennes en septoriose des micro-parcelles de modalité 0T aux trois dates d'acquisition.

Tableau 9 : Gravité moyenne en septoriose pour les six variétés étudiées aux dates des acquisitions d'images (1^{er} juin, 15 juin et 7 juillet)

Date acquisition	Variété					
	Albert	Anapolis	Edgar	Mentor	Reflection	RGT Reform
1-juin	13	4	9	4	21	6
15-juin	1	1	2	2	0	0
7-juil	0	0	0	0	0	0

La Figure 28 présente les valeurs moyennes des réflectances du 1^{er} juin pour les canaux vert, rouge, Red Edge et NIR pour toutes les variétés. Les moyennes sont calculées sur base des trois parcelles de la même modalité de traitement fongicide. Les intervalles représentent le maximum et le minimum des trois données utilisées pour faire la moyenne.

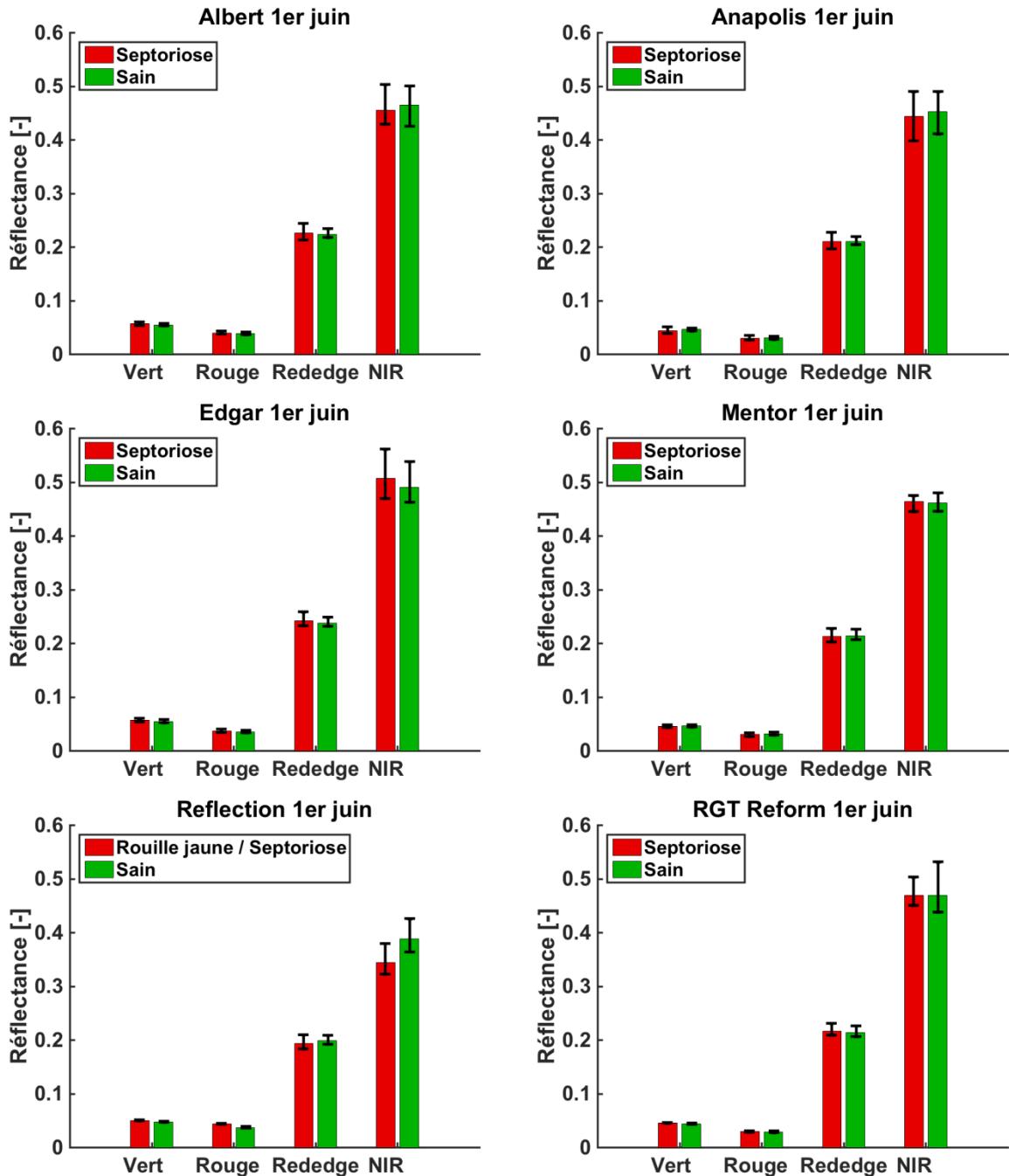


Figure 28 : Comparaison des réflectances dans le vert, rouge, Red Edge et NIR des micro-parcelles de modalité 0T (rouge) et 2T (vert) des variétés Albert, Anapolis, Edgar, Mentor, Reflection et RGT Reform aux trois dates d’acquisition d’images. Les intervalles en noir indiquent la valeur minimale et la valeur maximale des trois micro-parcelles de la modalité. La légende indique les maladies touchant ces micro-parcelles à la date mentionnée.

Il faut noter au préalable que la variété Reflection est la seule à être infectée par une autre maladie (rouille jaune) à cette date. Les autres variétés ont été uniquement touchées par la septoriose. L’effet de la septoriose sur les réflectances doit être étudié via les cinq autres variétés. Pour ces variétés il n’y a aucune différence entre les moyennes saines et infectées.

III. Résultats et discussions

La Figure 29 présente la gravité en septoriose de la feuille la plus haute (F1) à la plus basse (F5) des plants de la variété Albert le 1^{er} juin. La F6 est nécrosée et n'est pas prise en considération. Les feuilles les plus touchées par la septoriose sont les F5 et F4 alors que les feuilles des étages supérieurs sont saines.

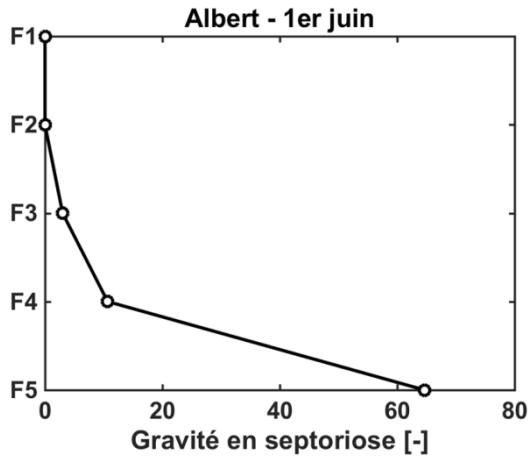


Figure 29 : Gravité moyenne de la septoriose en fonction de la feuille sur les plants de la variété Albert le 1^{er} juin.

La septoriose n'est pas détectée via les images acquises par drone. Les mesures de réflectance par caméra embarquée sur drone étant principalement dominées par la réponse spectrale des feuilles des étages supérieurs, aucune différence significative entre les réponses des micro-parcelles saines et infectées n'est observée.

Les différences entre les moyennes des micro-parcelles saines et infectées de la variété Reflection sont probablement dues à la rouille jaune puisque la septoriose n'est pas visible.

Il n'est pas possible de dégager des longueurs d'onde intéressantes pour la détection et la quantification de la septoriose. L'acquisition d'images par proxidétection pourrait permettre de repérer les feuilles des étages inférieurs.

Il ne faut cependant pas oublier que les gravités des micro-parcelles saines n'ont pas été cotées, leur état sain est basé sur l'hypothèse que les traitements fongicides ont éliminé la septoriose.

III.1.2. Rouille jaune

La Figure 30 présente l'évolution de la gravité en maladies (rouille jaune et septoriose) pour la variété Reflection entre le 31 mai et le 4 juillet 2017. La variété Reflection est la seule à avoir été infectée par la rouille jaune. Les lignes verticales noires représentent les dates auxquelles les images ont été acquises par la caméra embarquée. Il est à noter que la rouille brune est peu présente sur la variété Reflection. Sa gravité s'élève à 3,5 le 4 juillet ce qui est faible par rapport à celle de la rouille jaune. L'effet de la rouille brune est par conséquent négligé. De même, la septoriose disparaît à partir du 13 juin, ce qui permet d'étudier uniquement l'effet de la rouille jaune à partir de cette date.

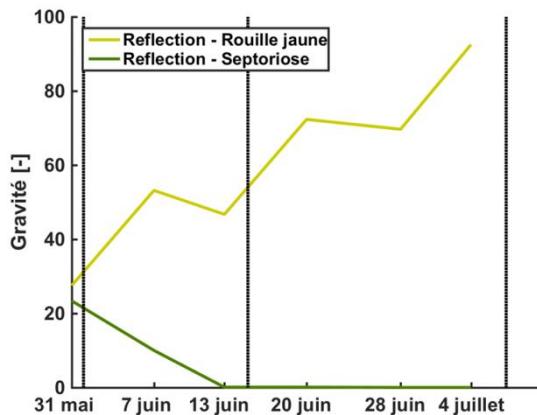


Figure 30 : Evolution de la gravité en rouille jaune (jaune) et en septoriose (vert foncé) pour la variété Reflection du 31 mai au 4 juillet. Les droites verticales noires représentent les dates d'acquisition d'images par drone.

La Figure 30 montre également que la variété Reflection a été infectée par la rouille jaune avec une croissance continue de la gravité qui passe de 28 à 93 entre le 31 mai et le 4 juillet 2017.

Les valeurs de gravité en rouille jaune et en septoriose au moment des dates d'acquisition d'images sont reprises dans le Tableau 10.

Tableau 10 : Gravité moyenne en rouille jaune et en septoriose pour la variété Reflection le jour des acquisitions d'images (1^{er} juin, 15 juin et 7 juillet)

Date acquisition	Gravité moyenne Rouille jaune	Gravité moyenne Septoriose
1-juin	31	21
15-juin	54	0
7-juil	93	0

La Figure 31 présente les valeurs moyennes des réflectances pour les canaux vert, rouge, Red Edge et NIR aux trois dates d'acquisition.

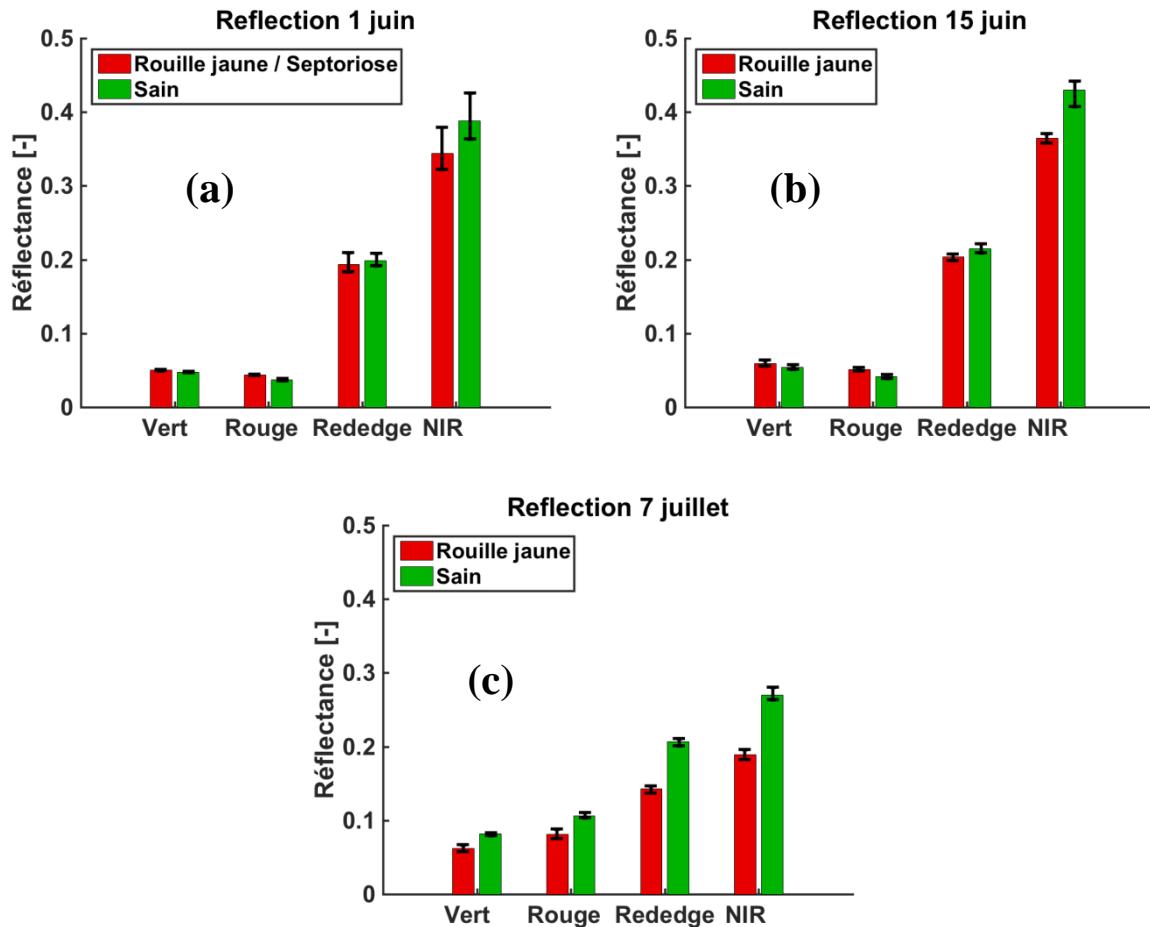


Figure 31 : Comparaison des réflectances dans le vert, rouge, Red Edge et NIR des micro-parcelles de la variété Reflection de modalité 0T (rouge) et 2T (vert) aux dates du (a) 1^{er} juin, (b) 15 juin et (c) 7 juillet. Les intervalles en noir indiquent la valeur minimale et la valeur maximale des 3 micro-parcelles de la modalité. La légende indique les maladies touchant ces micro-parcelles à la date mentionnée

De manière générale, la différence entre les moyennes saines et infectées est plus marquée le 7 juillet (Figure 31c), pour toutes les longueurs d'onde. Le 7 juillet, la gravité en rouille jaune était la plus haute avec une valeur de 93. La différence entre les moyennes est la plus marquée dans le NIR à toutes les dates, mais les extrêmes sont écartés le 1^{er} juin lorsque la variété est infectée par la septoriose et la rouille jaune.

Aux trois dates, les moyennes de réflectance dans le rouge sont assez proches mais elles sont combinées à de faibles extrêmes. Les 1^{er} et 15 juin, les réflectances dans le rouge sont plus élevées pour les parcelles infectées mais cette tendance s'inverse le 7 juillet.

Les plus grands écarts de moyennes observés le 7 juillet sont dus à une gravité en rouille jaune très importante puisqu'à ce moment la gravité dépasse 90. Cependant, il est fort probable que la différence entre les moyennes ne soit pas directement liée à la rouille jaune mais plutôt à la nécrose des feuilles provoquées par la rouille jaune. C'est-à-dire que les réflectances sont peut-être influencées à cette date par les dégâts plutôt que par la maladie en elle-même.

Les résultats de la septoriose ont montré que celle-ci n'avait pas d'influence sur la réponse spectrale de la parcelle (Section III.1.1). La variété Reflection au 1^{er} juin peut être analysée comme si elle n'était atteinte que par la rouille jaune (Figure 31a). Les différences entre moyennes saines et infectées deviennent significatives le 15 juin ce qui indique qu'une gravité en rouille jaune de 31 est trop faible pour être détectée par drone. Une gravité de 54 est par contre suffisante pour induire une modification de la signature spectrale des micro-parcelles infectées.

Le NIR, centré à 790 nm, est la bande spectrale à retenir pour la proxidétection de la rouille jaune sur l'essai maladie de 2018. Le rouge (660 nm) peut également être intéressant mais il est à prendre avec précaution car la réflectance était plus élevée pour les micro-parcelles saines le 15 juin (Figure 31b) et plus élevées pour les micro-parcelles saines le 7 juillet (Figure 31c). Son intérêt est à confirmer par une approche plus fine de proxidétection.

III.1.3. Rouille brune

En 2017, la rouille brune a touché toutes les variétés à l'exception de la variété Reflection (Figure 32). La dynamique de la maladie est semblable pour toutes ces variétés avec des gravités ne dépassant pas une valeur de 10 avant le 13 juin et une croissance de la maladie rapide et constante du 20 juin au 4 juillet. Le 4 juillet, les gravités sont comprises entre 75 et 97.

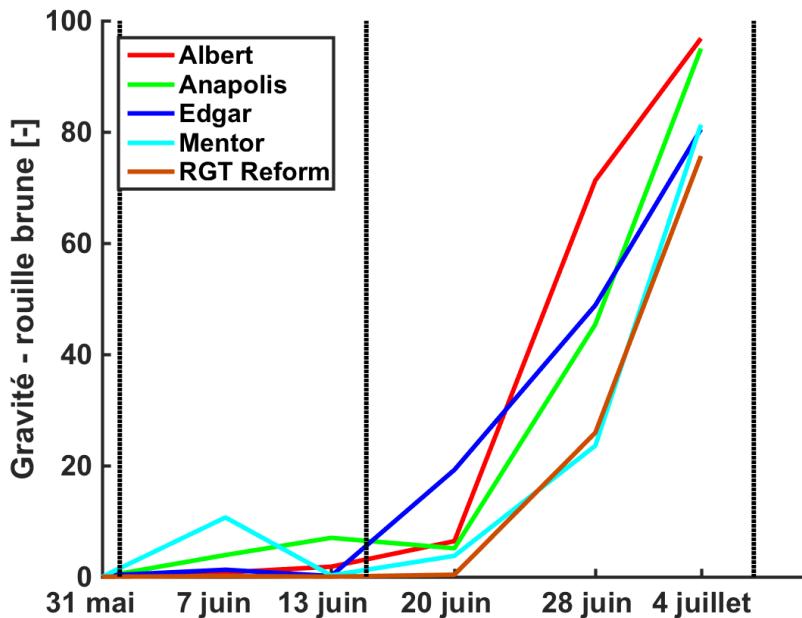


Figure 32 : Evolution de la gravité en rouille brune des variétés Albert (rouge), Anapolis (vert), Edgar (bleu), Mentor (cyan) et RGT Reform du 31 mai au 4 juillet. Les droites verticales noires représentent les dates d'acquisition d'images par drone.

III. Résultats et discussions

Les valeurs des gravités en rouille brune aux dates des acquisitions d'images sont reprises dans le Tableau 11.

Tableau 11 : Gravité moyenne en rouille brune pour les variétés Albert, Anapolis, Edgar, Mentor et RGT Reform le jour des acquisitions d'images (1^{er} juin, 15 juin et 7 juillet)

Date acquisition	Variété				
	Albert	Anapolis	Edgar	Mentor	RGT Reform
1-juin	0	1	0	2	0
15-juin	3	6	6	1	0
7-juil	97	95	81	81	76

Les valeurs de réflectance du 7 juillet pour les cinq variétés touchées par la rouille brune sont reprises dans la Figure 33.

Le 7 juillet, pour toutes les variétés, les moyennes des micro-parcelles saines sont plus élevées que celles des micro-parcelles infectées. Comparée aux autres variétés, la variété Mentor montre des différences plus faible mais surtout des extrema écartés dans le NIR et le Red Edge. Pour les 4 autres variétés le NIR met en évidence les plus grandes différences de réflectance.

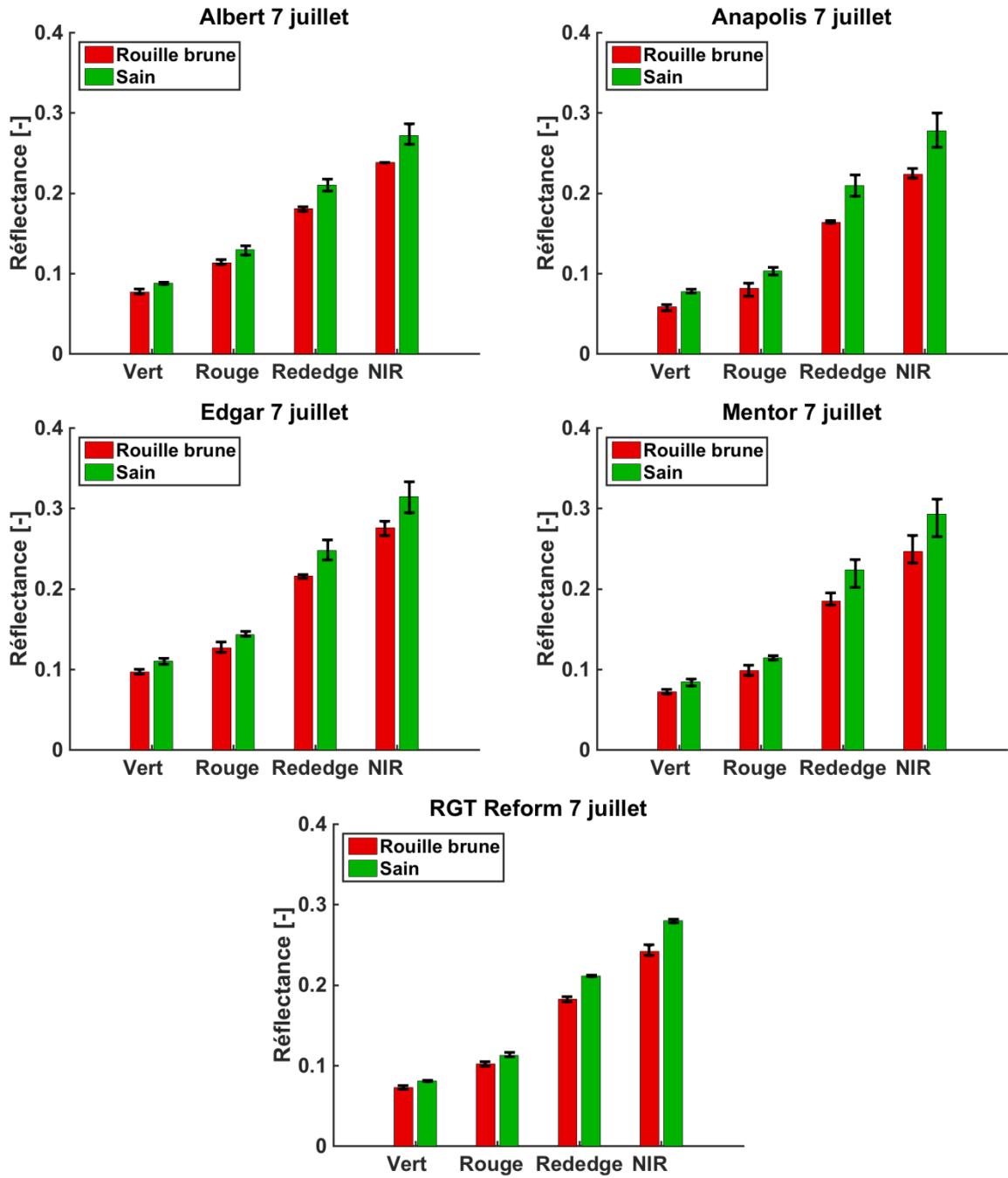


Figure 33 : Comparaison des réflectances dans le vert, rouge, Red Edge et NIR des micro-parcelles des variétés Albert, Anapolis, Edgar, Mentor et RGT Reform de modalité 0T (rouge) et 2T (vert) aux trois dates d’acquisition d’images. Les intervalles en noir indiquent la valeur minimale et la valeur maximale des trois micro-parcelles de la modalité. La légende indique les maladies touchant ces micro-parcelles à la date mentionnée.

La Figure 34 reprend la moyenne de réflectance pour le 15 juin de toutes les variétés confondues, excepté Reflection, lorsque la rouille brune ne s'est pas encore développée. Cette fois-ci, les intervalles en noir représentent les écart-types des moyennes utilisées. Lorsque la gravité en rouille brune est très faible, les moyennes saines et infectées sont similaires. Dans le NIR, les moyennes sont légèrement différentes mais les écart-types sont assez élevés.

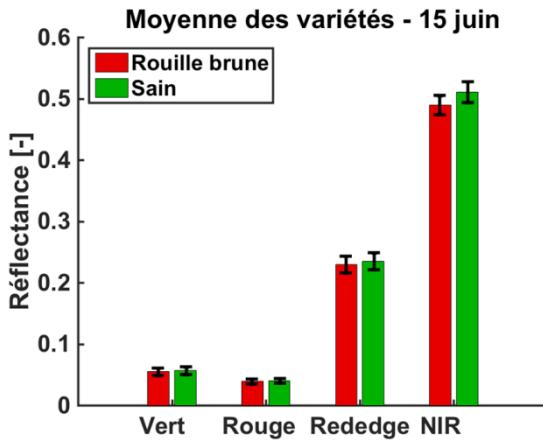


Figure 34 : Comparaison des moyennes de réflectances dans le vert, rouge, Red Edge et NIR des micro-parcelles des variétés Albert, Anapolis, Edgar, Mentor et RGT Reform de modalité 0T (rouge) et 2T (vert) aux trois dates d’acquisition d’images. Les intervalles en noir indiquent la valeur minimale et la valeur maximale des trois micro-parcelles de la modalité. La légende indique les maladies touchant ces micro-parcelles à la date mentionnée.

La Figure 34 montre que les micro-parcelles traitées et non traitées, en l’absence de maladie, ont des réflectances similaires. Ceci induit que les différences de réflectance observées le 7 juillet sont dues à la rouille brune uniquement et pas à une différence préexistante entre les micro-parcelles saines et infectées.

La rouille brune apparaît être une maladie ayant une grande influence sur les réflectances du froment d’hiver (Figure 33). Le NIR et le Red Edge sont les longueurs d’onde qui permettent le mieux de discriminer les micro-parcelles saines des micro-parcelles infectées. Le vert et le rouge ont de faibles intervalles d’extrema et peuvent également aider à discriminer les deux mais ils restent moins intéressants pour la discrimination. De plus, la grande similarité entre les graphiques de la Figure 33 montre a priori que la maladie peut être détectée sans tenir compte de la variété.

III.2. Imagerie multispectrale par proxidétection

III.2.1. Gravité observée des maladies

L’objectif de ce travail étant la quantification par imagerie de la septoriose, la rouille jaune et la rouille brune sur le froment d’hiver, il est important d’analyser dans un premier temps les gravités observées sur les variétés d’intérêt. La Figure 35 comporte les dates d’observation des maladies en abscisse et la gravité des maladies en ordonnée. Les barres verticales noires représentent les dates d’acquisition d’images en proxidétection. Les gravités représentées sur la Figure 35 sont les moyennes des micro-parcelles pour les quatre répétitions. Présenter les moyennes offre plus de clarté tout en permettant l’analyse de la dynamique des maladies. Il est à noter que la quantification des maladies par imagerie sera malgré tout réalisée localement pour chaque micro-parcelle. Le tableau reprenant le détail des gravités en maladies pour chaque micro-parcelle séparément se trouve en Annexe.

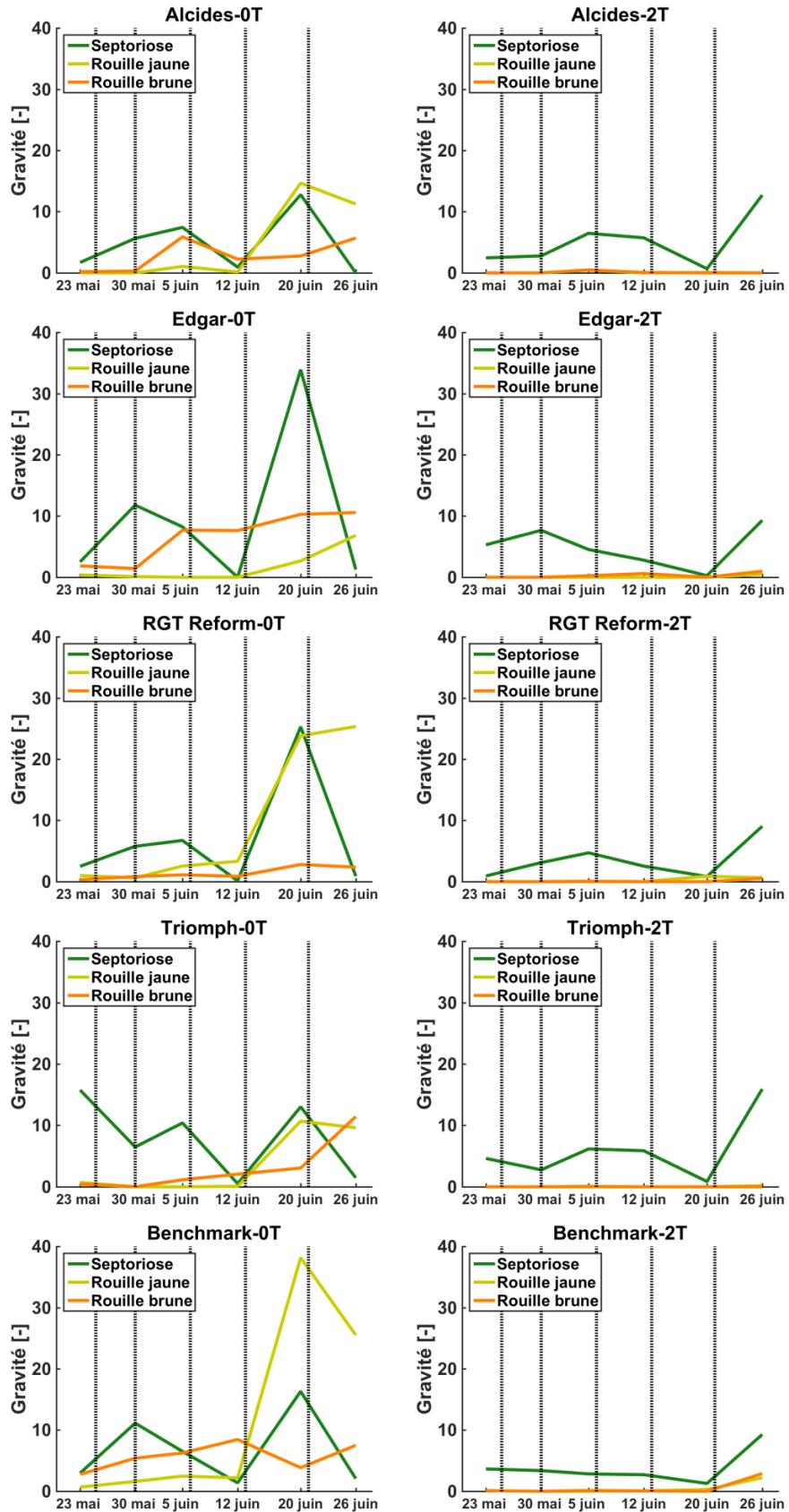


Figure 35 : Evolution des gravités en septoriose (vert), rouille jaune (jaune) et rouille brune (orange) pour les six variétés et les deux modalités de traitement fongicide étudiées du 23 mai au 26 juin. Les lignes verticales noires représentent les dates d'acquisition d'images.

De manière générale, il faut noter l'efficacité des traitements fongicides pour toutes les variétés. Pour la modalité 2T, les sévérités en rouille jaune et en rouille brune sont nulles ou quasiment nulles dans la période considérée. Les rouilles décollent légèrement pour la variété Benchmark, mais seulement après la dernière acquisition d'images, le 21 juin. La septoriose a légèrement touché les variétés de modalité 2T mais la cote n'a jamais dépassé 10 au moment des dates d'acquisitions d'image ce qui reste faible.

Les variétés de la modalité 0T ont quant à elle été impactées plus sévèrement. La septoriose est arrivée en deux temps sur le champ de froment. A l'exception de la variété Triomph où elle était déjà présente, elle a été détectée à partir du 23 mai avec un pic aux alentours du 30 mai puis sa gravité est redescendue. La gravité en septoriose a à nouveau augmenté à partir du 12 juin pour atteindre un maximum aux alentours du 20 juin et retomber à une valeur presque nulle le 26 juin. Les variétés Edgar et RGT Reform sont les plus touchées avec des valeurs moyennes le 20 juin de 34 et 25 respectivement. La septoriose était bien présente sur le champ et à des degrés élevés ce qui devrait permettre de construire un modèle complet de prédiction des gravités. Il faut noter cependant que la septoriose n'a pas réellement disparu du champ. Les feuilles basses (F5 et F6) qui ont été touchées, sont devenues complètement nécrosées et n'ont plus été prises en compte dans la moyenne, faisant ainsi baisser la moyenne de la gravité observée. La septoriose est revenue dans un deuxième temps car elle s'est développée sur les feuilles plus hautes (F3 et F4).

La rouille jaune est apparue sur le champ de froment entre le 12 juin et le 20 juin. C'est la variété Benchmark qui a été la plus atteinte avec une valeur de gravité moyenne à 38 le 20 juin. Les variétés Alcides, Triomph et Edgar ont été touchées à des degrés divers. Avant le 12 juin, les gravités en rouille jaune sont très faibles pour toutes les variétés. La rouille jaune a atteint chaque variété de manière différente ce qui donne un panel de gravité en rouille jaune complet, de 0 à 40. Les gravités observées variées permettent d'avoir un modèle de quantification de la rouille jaune construit sur toute cette gamme. Néanmoins, le nombre d'observations de gravité élevée est réduit par rapport aux observations à faible gravité.

La rouille brune a faiblement atteint le froment, même les variétés sensibles (Edgar et Benchmark). Au moment des dates d'acquisition d'images, la moyenne n'est jamais supérieure à 10. Les variétés Edgar et Benchmark ont maintenu un niveau à peu près constant pendant la période considérée, sans jamais décoller.

En conclusion, la septoriose et la rouille jaune se sont développées de manière satisfaisante contrairement à la rouille brune. La prédiction de la septoriose sera par contre rendue difficile par les feuilles nécrosées des étages inférieurs suite à leur infestation par la septoriose, mais qui ne sont plus comptées dans la moyenne. La rouille brune risque également d'être difficile à détecter à cause des faibles niveaux de gravité observés.

III.2.2. Prédiction des gravités

III.2.2.1. Rouille jaune

Les données ont été prédictes par régression des moindres carrés partiels (Figure 36a) et par réseau de neurones (Figure 36b). Le graphique contient en abscisse les valeurs observées de gravité en rouille

jaune et en ordonnée les gravités prédictes. La diagonale noire est la droite d'égalité des observations et des prédictions.

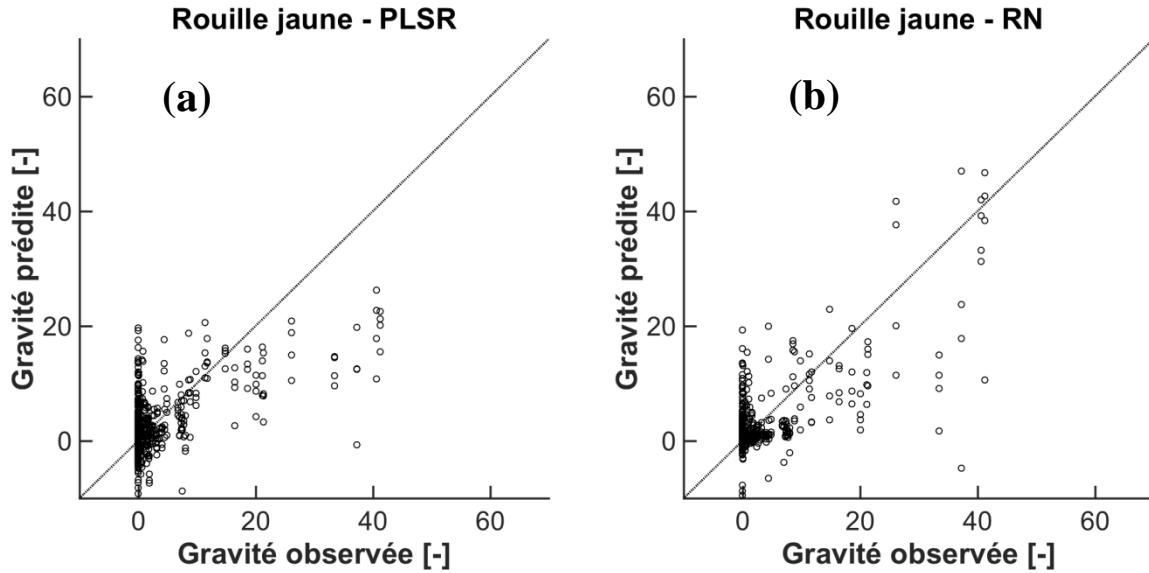


Figure 36 : Résultats des prédictions de gravité en rouille jaune (a) par PLSR et (b) par RN en fonction des gravités observées. La diagonale noire est la droite d'égalité des observations et prédictions.

Les gravités prédictes par les deux algorithmes utilisés peuvent être négatives. Pour des gravités observées proche de 0, les prédictions sont très écartées mais la distribution est plus resserrée par RN que par PLSR (Figure 36). De plus, la PLSR sous-estime fortement les points lorsque leur gravité observée avoisine 40. La différence de qualité des prédictions est confirmée par les R^2 prévus de 0,33 et 0,52 (Tableau 12) et les RMSEP de 6,1 et 5,1 pour la PLSR et le RN respectivement. Le R^2 ajusté de la PLSR est nettement plus élevé que le R^2 prévu ce qui indique un surentraînement probable du modèle.

Tableau 12 : Présentation des indicateurs de la régression entre les gravités observées et les prédictions de la gravité en rouille jaune par PLSR et RN

		Nombre de composantes/variables	RMSEP	R^2 prévu	R^2 ajusté
PLSR	14	6,1	0,33	0,51	
RN	7	5,1	0,52	0,52	

Huit variables ont été sélectionnées par la régression pas-à-pas (Tableau 13) avec une p-valeur d'entrée de 0,001. Parmi ces variables, trois ont été calculées à partir du groupe « Nuage épi» et une à partir du groupe « Nuage ». Au niveau des bandes spectrales, 950 nm apparaît deux fois. Il y a également deux bandes au niveau du Red Edge (700-750nm) et trois dans le visible entre 450 et 550 nm.

Tableau 13 : Variables sélectionnées par la régression pas-à-pas bidirectionnelle pour la prédiction de la gravité en rouille jaune. Les variables sont définies par un attribut et une longueur d'onde. Pour rappel, les variables de couleur sont les moyennes de réflectance des pixels du groupe (Soleil, Ombre, Nuage, Nuage épi, Total) segmenté et les variables de texture sont calculées sur tous les pixels de froment confondus

	Attribut	Longueur d'onde
1	Nuage	450
2	Nuage épi	500
3	Nuage épi	550
4	Energie	700
5	Homogénéité	750
6	Soleil	950
7	Nuage épi	950

Le réseau de neurones est l'algorithme le plus adapté à la quantification de la gravité en rouille jaune car les prédictions de gravité nulle sont moins étalées et les prédictions de gravités au-delà de 20 sont meilleures que la PLSR.

Il est à noter la présence de nombreux faux positifs (points à gravité observée nulle qui sont prédits comme ayant une gravité élevée). Ceci peut s'expliquer par le fait que la rouille jaune, se propageant par foyer, ne soit pas détectée en bordure de la micro-parcelle alors qu'elle est présente au sein de celle-ci.

Etant donné que la prédiction par RN est de bonne qualité, les attributs inclus dans le modèle ont mis en évidence des différences de signatures spectrales et peuvent être analysés.

Lors de l'analyse des images acquises par drone, ce sont les bandes spectrales dans le rouge (660 nm) et surtout dans le NIR (790 nm) qui ont été retenues, le NIR étant le plus intéressant. En proxidétection, on retrouve la longueur d'onde 950 nm qui se trouve dans le NIR et apparaît deux fois. La longueur d'onde 950 nm peut sembler éloignée du NIR de la caméra Parrot Sequoia (790 nm) mais ces deux longueurs d'onde sont bien sur le « plateau » de la réponse spectrale de la végétation.

Par contre, les bandes spectrales correspondant au rouge (660 nm) ne sont pas reprises dans le modèle. Les pustules de la rouille jaune sont jaune-orangé. Les longueurs d'onde dans le rouge ne correspondent pas exactement à la couleur des pustules, le jaune orangé étant plutôt autour de 600 nm. Les longueurs d'onde correspondant au vert (500-550) et au Red Edge (750) se retrouvent dans le modèle en proxidétection alors qu'elle ne montrait pas de différence entre les parcelles saines et infectées avec les images acquises par drone. Le modèle détecte une différence dans le vert, ce qui indique probablement que la rouille jaune est détectée par l'absence de vert sur la feuille plutôt que par l'apparition du jaune orangé.

L'occurrence des classes « Nuage » ou « Nuage épi » montre que les images prises en conditions nuageuses sont de meilleure qualité car elles sont plus homogènes. Cette occurrence prouve également qu'il est judicieux de séparer le froment en plusieurs classes en fonction de sa condition d'illumination. Les images nuageuses, de meilleure qualité, seront ainsi mieux classées.

Le groupe « Nuage épi » est représenté trois fois dans le modèle. Le groupe « Nuage » qui a été construit sans les épis nuageux n'est repris qu'une seule fois. Pour rappel, la séparation des feuilles et des épis en condition nuageuse était acceptable mais des pixels de feuilles étaient classés comme épi. Etant donné que le groupe « Nuage épi », qui regroupe les feuilles et les épis, est repris trois fois, il semble que la segmentation des feuilles et des épis ne soit pas suffisamment bonne.

III.2.2.2. Rouille brune

La rouille brune ayant peu affecté les variétés étudiées lors de l'année 2018, les graphiques de prédictions s'échelonnent de -5 à 20 (Figure 37).

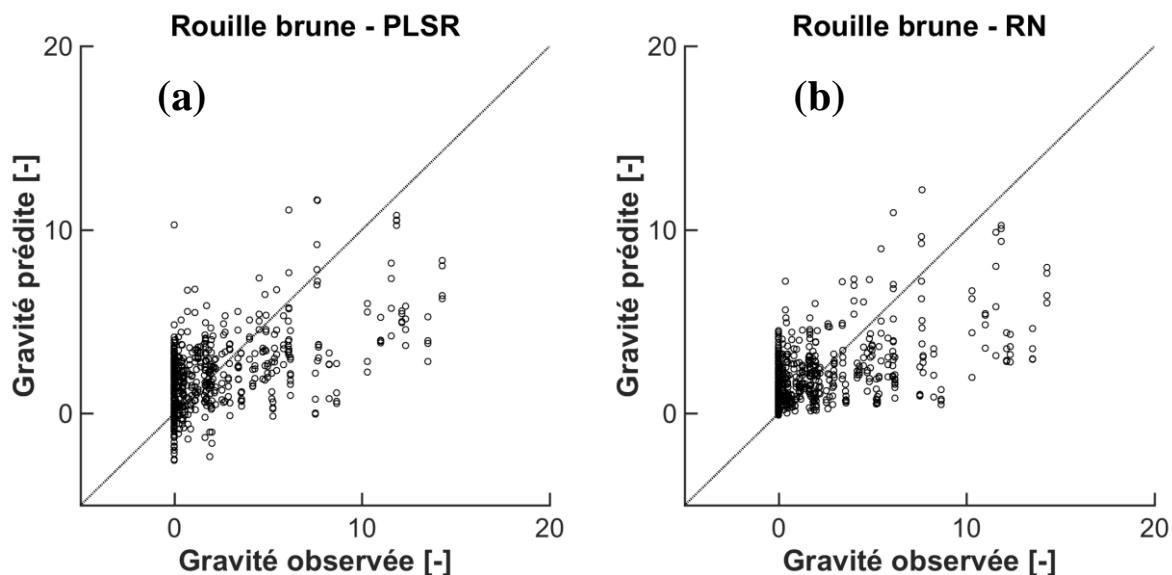


Figure 37 : Résultats des prédictions de gravité en rouille brune (a) par PLSR et (b) par RN en fonction des gravités observées. La diagonale noire est la droite d'égalité des observations et prédictions.

Pour des gravités observées entre 0 et 10, les prédictions sont généralement étalées entre 0 et 5 indépendamment des gravités observées. À des gravités observées plus élevées, les modèles ont tendance à sous-estimer la gravité mais il y a tout de même une légère tendance à croître avec la gravité observée. Les R^2 prévus sont faibles pour les deux régressions (Tableau 14). La plupart des données observées se trouvent entre 0 et 8. Par conséquent, les RMSEP de 2,7 et 2,6 pour la PLSR et le RN respectivement sont élevés par rapport à la gamme de gravités étudiée.

Tableau 14 : Présentation des indicateurs de la régression entre les gravités observées et les prédictions de la gravité en rouille brune par PLSR et RN.

	Nombre de composantes/variables	RMSEP	R^2 prévu	R^2 ajusté
PLSR	12	2,7	0,30	0,41
RN	7	2,6	0,31	0,31

La p-valeur d'entrée utilisée pour la régression pas-à-pas est de 0,05. Toutes les variables sélectionnées sont des variables de texture (Tableau 15). Quatre des longueurs d'onde sélectionnées sont entre 450 et 550 nm inclus. Il y a également une longueur d'onde pour le rouge (650 nm), le rededge (700 nm) et le NIR (950 nm).

Tableau 15 : Variables sélectionnées par la régression pas-à-pas bidirectionnelle pour la prédiction de la gravité en rouille brune. Les variables sont définies par un attribut et une longueur d'onde. Pour rappel, les variables de couleur sont les moyennes de réflectance des pixels du groupe (Soleil, Ombre, Nuage, Nuage épi, Total) segmenté et les variables de texture sont calculées sur tous les pixels de froment confondus

	Attribut	Longueur d'onde
1	Homogénéité	450
2	Contraste	500
3	Energie	550
4	Homogénéité	550
5	Energie	650
6	Homogénéité	700
7	Homogénéité	950

Les régressions des deux algorithmes donnent une prédiction similaire. Les R^2 prévus, assez faibles, sont notamment dus au manque de données à hautes gravités. La quantification de la rouille jaune, pour des gravités observées entre 0 et 20 (Figure 36), est similaire voire moins bonne que la quantification de la rouille brune (Figure 37). Les régressions doivent être testées sur des images de froment d'hiver dont la sévérité en rouille brune est plus élevée.

Aucun attribut de couleur n'a été sélectionné par la régression pas-à-pas ce qui semble confirmer que la rouille brune, dont les pustules brun orangé sont bien visibles quand la maladie est développée, n'a pas été détectée sur les images acquises. Il y a néanmoins une longueur d'onde dans le rouge (650 nm) et trois dans le vert (500 - 550 nm) qui peuvent détecter le remplacement de la surface foliaire verte par la rouille brune. Cependant la p-valeur de la régression est élevée indiquant que les variables sélectionnées sont très peu significatives.

III.2.2.3. Septoriose

Pour les gravités observées inférieures à 10, la PLSR (Figure 38a) prédit des valeurs dispersées alors que les prédictions par RN (Figure 38b) sont plus resserrées. Pour les deux modèles, le nuage de points se resserre et suit légèrement la diagonale au fur et à mesure que la gravité augmente. Au-delà d'une gravité observée de 15, la majeure partie des prédictions est incorrecte et sous-estime la gravité de la septoriose.

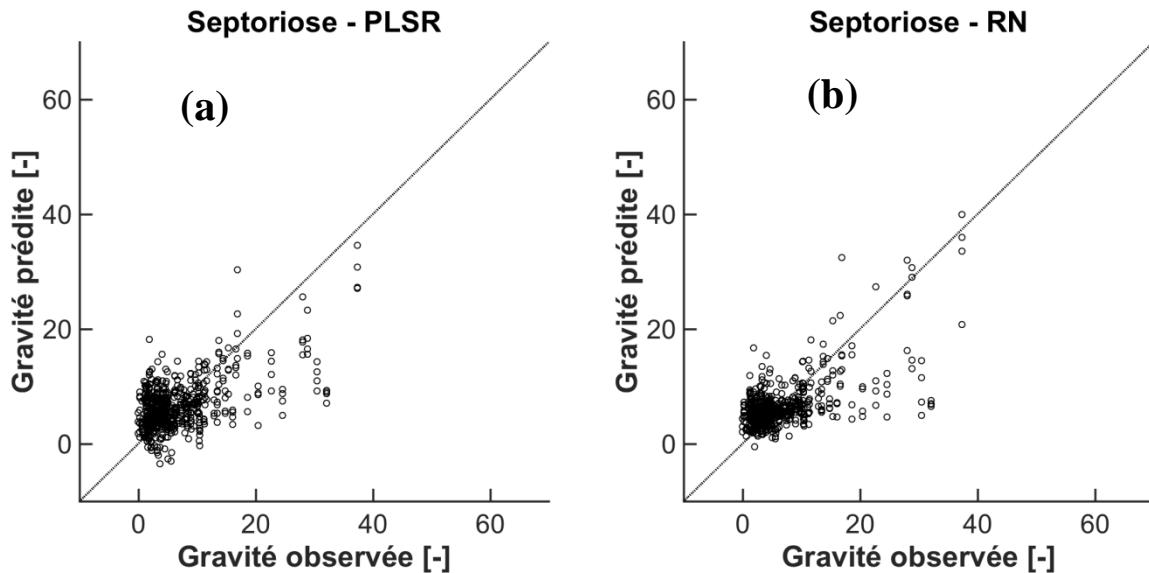


Figure 38 : Résultats des prédictions de gravité en septoriose (a) par PLSR et (b) par RN en fonction des gravités observées. La diagonale noire est la droite d'égalité des observations et prédictions.

La prédition par RN possède de meilleurs RMSEP et R^2 prévus grâce à sa distribution plus serrée pour de faibles gravités (Tableau 16).

Tableau 16 : Présentation des indicateurs de la qualité de la régression entre les gravités observées et les prédictions de la gravité en septoriose par PLSR et RN.

		Nombre de composantes/variables	RMSEP	R^2 prévu	R^2 ajusté
PLSR	17	5,3	0,33	0,43	
RN	7	5,0	0,39	0,40	

Au niveau des variables sélectionnées par régression pas-à-pas (p -valeur d'entrée = 0,001), les bandes spectrales dans le NIR (800 - 950 nm) sont au nombre de 3 sur 7 variables (Tableau 17). Les autres bandes sont dans le visible, dont deux à 700 nm. Le groupe « Ombre » a été repris deux fois.

Tableau 17 : Variables sélectionnées par la régression pas-à-pas bidirectionnelle pour la prédition de la gravité en septoriose. Les variables sont définies par un attribut et une longueur d'onde. Pour rappel, les variables de couleur sont les moyennes de réflectance des pixels du groupe (Soleil, Ombre, Nuage, Nuage épi, Total) segmenté et les variables de texture sont calculées sur tous les pixels de froment confondus

	Attribut	Longueur d'onde
1	Corrélation	450
2	Energie	500
3	Homogénéité	550
4	Ombre	700
5	Homogénéité	700
6	Nuage épi	850
7	Ombre	950
8	Nuage	950

Visuellement, pour des valeurs de gravités observées inférieures à 15, la prédiction ne semble pas mauvaise. Néanmoins, les mauvaises prédictions à des gravités supérieures font baisser fortement les R^2 prévus des régressions. Les mauvaises prédictions peuvent s'expliquer par le développement de la septoriose. Les feuilles les plus touchées par la septoriose sont les feuilles basses (Figure 29). Le problème était similaire pour les images acquises par drone. Or, si celles-ci ne sont pas visible par proxidétection, le modèle ne va considérer que les feuilles supérieures, peu ou pas touchées par la septoriose et va sous-estimer la sévérité de la septoriose. Les feuilles basses peuvent être complètement cachées ou trop ombragée (Figure 39).

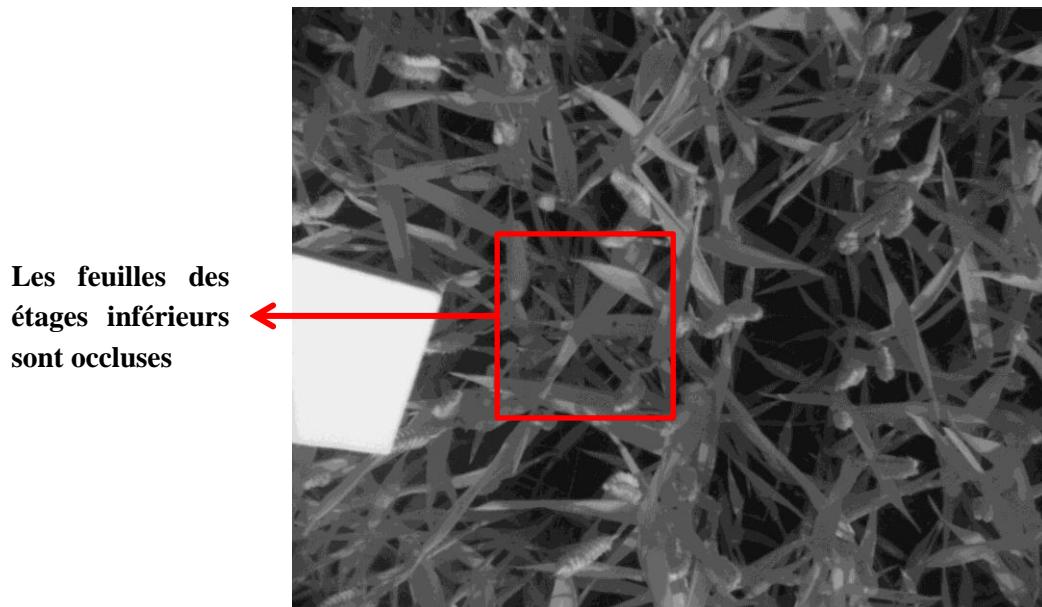


Figure 39 : Image en niveau de gris de la canopée du froment d'hiver. Le rectangle rouge met en évidence une zone où les feuilles des étages supérieurs cachent les feuilles des étages inférieurs.

Le groupe « Ombre » contient les feuilles à bas étages qui sont ombragées. Il a été sélectionné à deux longueurs d'onde dans le modèle alors qu'il n'avait pas été retenu dans les modèles de rouille jaune et rouille brune. Cette sélection prouve que le modèle a détecté chez les feuilles ombragées un changement de réponse spectrale dû à la septoriose. Cependant, les feuilles basses ne sont pas les seules à rentrer dans le groupe « Ombre ». Comme le montre la Figure 39, beaucoup de feuilles des étages supérieurs sont également à l'ombre et noient l'information apportée par les feuilles des étages inférieurs.

Les bandes spectrales sélectionnées couvrent tout le spectre dans le visible et le NIR à part la portion dans le jaune et le rouge (600 et 660 nm). Pourtant, le dessèchement provoqué par la septoriose jaunit les feuilles. Il est possible que cette portion du spectre n'ait pas été reprise car beaucoup de feuilles des étages inférieurs ont une gravité en septoriose nulle et sont également jaunies car elles sont nécrosées.

Contrairement aux deux rouilles, le comportement pour des faibles gravités est bien décrit et laisse à penser que si les feuilles sont bien visibles pour la caméra en proxidétection, le modèle sera capable de quantifier la septoriose correctement. Il y a deux solutions pour rendre ces feuilles visibles. Soit il faut écarter les plants de froment de manière manuelle ou automatique, ce qui n'a pas été mis en place dans le cadre de ce travail. Soit il faut parvenir à séparer le groupe « Ombre » en deux, un groupe pour les

feuilles supérieures à l'ombre et un autre pour les feuilles à bas étage. La séparation du groupe en deux par RN a été testée sans succès lors du traitement des images. Une piste d'amélioration est la discrimination de différents étages foliaires par des technologies permettant d'effectuer une mesure de profondeur comme la stéréoscopie.

III.2.2.4. Conclusions

Le RN a toujours donné de meilleurs résultats que la PLSR pour la rouille jaune et la septoriose et des résultats équivalents pour la rouille brune. En le couplant à une régression pas-à-pas pour la sélection préalable des variables explicatives, il permet d'assurer une bonne prédiction et d'interpréter les variables retenues pour prédire la gravité des maladies. Il est conseillé d'utiliser cette méthode plutôt que la PLSR pour la quantification des maladies.

Il ne faut pas oublier que le vent rend de nombreuses images inexploitables et peut expliquer certaines mauvaises prédictions. L'acquisition d'images du 20 juin a notamment été marquée par des conditions venteuses continues et fortes. Or, les gravités les plus élevées en septoriose et en rouille jaune ont été observées ce jour-là. Le choix du jour d'acquisition doit tenir compte des conditions de vent annoncées. Il est conseillé de prendre des images avec le moins de bandes spectrales possibles pour limiter le temps d'acquisition d'une série d'images de la même zone.

De plus, la quantification des maladies est rendue difficile par l'architecture dense de la végétation causée par des stades avancés du développement du froment d'hiver. Les images ont été acquises du 25 mai au 20 juin le froment d'hiver passait à ces dates du stade 31 au stade 75 sur l'échelle BBCH.

Un aspect important de cette étude est la sélection des bandes de longueurs d'onde les plus pertinentes dans le but de créer un outil capable de quantifier les maladies avec un nombre de filtres réduit. Que ce soit pour la discrimination de la septoriose et de la rouille jaune, le NIR joue un rôle prépondérant. La bande de longueur d'onde la plus utilisée dans le NIR est centrée autour de 950 nm et est préconisée. Cependant, dans cette plage, la réflectance de la végétation décroît généralement assez vite en raison du pic d'absorption de l'eau aux alentours de 1450 nm. Il est ainsi possible que l'information apportée par ces longueurs d'onde soit différente de l'information apportée par le « plateau » entre 800 et 900 nm. Le bleu (450 nm), le vert (550 nm) et le Red Edge (700 - 750 nm) reviennent également dans les variables sélectionnées pour la rouille jaune et la septoriose. La septoriose nécessite également la bande spectrale centrée à 850 nm dans le NIR. Les longueurs d'onde 600 et 650 nm n'ont pas été retenues dans les modèles de prédiction par RN.

La caméra Parrot Sequoia se basait sur le vert (550 nm), le rouge (660 nm), le Red Edge (735 nm) et le NIR (790 nm). L'étude menée en proxidétection préconise plutôt de se passer du rouge et de le remplacer par une bande dans le bleu (450 nm). De plus, la mesure du NIR à 950 nm apporte des informations intéressantes pour la quantification de la rouille jaune et de la septoriose et doit être rajoutée.

Pour ce qui est du traitement des données, il est important de combiner les analyses des moyennes des réflectances et les analyses de la texture. L'homogénéité est un paramètre qui revient fréquemment. Il convient également de séparer le froment en ses composantes nuageuses et ses composantes ensoleillées et ombragées. Le groupe « Ombre » est important pour la détection de la septoriose. Le

groupe « Total », avec tous les pixels confondus, n'a été sélectionné dans aucun des modèles ce qui prouve l'importance de segmenter les feuilles de froment en fonction de leur condition d'illumination.

III.2.2.5. Rassemblement des images de même micro-parcelle

Les résultats obtenus par RN en rassemblant les images de la même micro-parcelle sont présentés à la Figure 40 pour les trois maladies. L'algorithme utilisé est le RN car il a donné les meilleurs résultats pour la prédiction des maladies dans les sections précédentes.

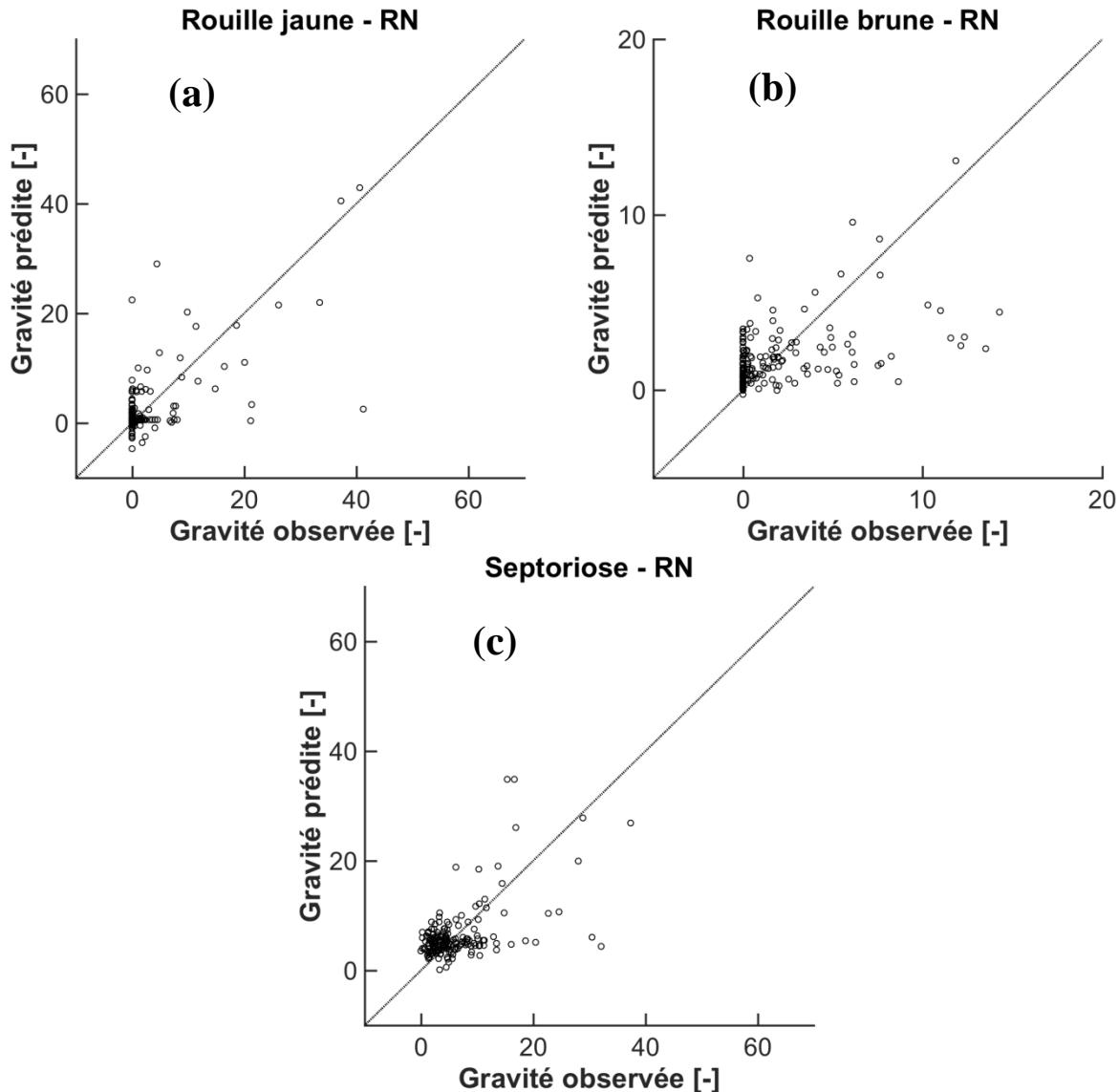


Figure 40 : Résultats des prédictions de gravité en (a) rouille jaune, (b) rouille brune et (c) septoriose par RN en fonction des gravités observées en rassemblant les images d'une même micro-parcelle. La diagonale noire est la droite d'égalité des observations et prédictions.

Au niveau de la rouille jaune (Figure 40a), la majorité des points à faible gravité observée sont prédits à faible gravité. Plusieurs points suivent la diagonale ce qui montre une bonne prédiction. Cependant, quelques points extrêmes sont loin de la valeur-cible. Ces extrêmes font baisser la qualité de la prédiction par rapport à la régression sur les 630 images séparées. Le R^2 prévu passe de 0,52 à 0,39 en rassemblant les images par parcelle (Tableau 18).

Tableau 18 : Comparaison des indicateurs de la qualité de la régression entre les prédictions des gravités par RN et les gravités observées pour les trois maladies étudiées. La comparaison porte sur les résultats obtenus sur les 630 images séparément et sur ceux obtenus en rassemblant les images par micro-parcelle.

Maladie	Nombre variables 630 images	Nombre variables 180 images	RMSEP 630 images	RMSEP 180 images	R ² prévu 630 images	R ² prévu 180 images	R ² ajusté 630 images	R ² ajusté 180 images
Rouille jaune	7	4	5,1	5,5	0,52	0,39	0,52	0,37
Rouille brune	7	4	2,6	2,7	0,31	0,21	0,31	0,16
Septoriose	8	6	5,0	5,5	0,39	0,22	0,40	0,24

Avec un R² prévu de 0,21 seulement, les prédictions de la gravité en rouille brune montrent une faible dépendance face aux observations (Tableau 18). La Figure 40b confirme l'absence de relations. Les prédictions s'étalement de 0 à 5 indépendamment de la gravité observée à part pour quelques points entre 5 et 15 qui suivent la diagonale.

La qualité de la prédiction de la septoriose a également diminué, le RMSEP est passé de 5,0 à 5,5 (Tableau 18) et les R² prévus de 0,39 à 0,22. Visuellement, la plupart des points dont la gravité observée est proche de 0 sont concentrés autour du point d'origine (Figure 40c). Cependant, dès que la gravité observée dépasse 15, les points sont incorrectement prédits.

L'utilisation de plusieurs images pour quantifier la maladie conduit à une baisse de la qualité des prédictions pour les trois maladies étudiées

A priori, rassembler les images les rend plus représentatives de la micro-parcelle puisque les images recouvrent une plus grande surface. Cependant, si une image est moins bien segmentée, notamment à cause de la mise en mouvement des feuilles par le vent, la moyenne sera fortement modifiée et la gravité mal prédite comme c'est le cas par exemple pour la prédiction de certains points extrêmes sur le graphique de la rouille jaune (Figure 40a).

En considérant chaque image séparément, l'image de mauvaise qualité induit une mauvaise prédiction mais permet aux autres images prises sur la micro-parcelle d'être individuellement bien classées.

De plus, la rouille jaune se propage par foyer. Sa quantification doit se faire sur une image et pas sur la moyenne de plusieurs images afin de quantifier une zone précise. En faisant la moyenne, cela noie l'information apportée par la présence du foyer de rouille jaune.

III.2.2.6. Gravité des deux dernières feuilles

Les résultats de la prédiction de la gravité des deux dernières feuilles pour les trois maladies étudiées sont présentés à la Figure 41.

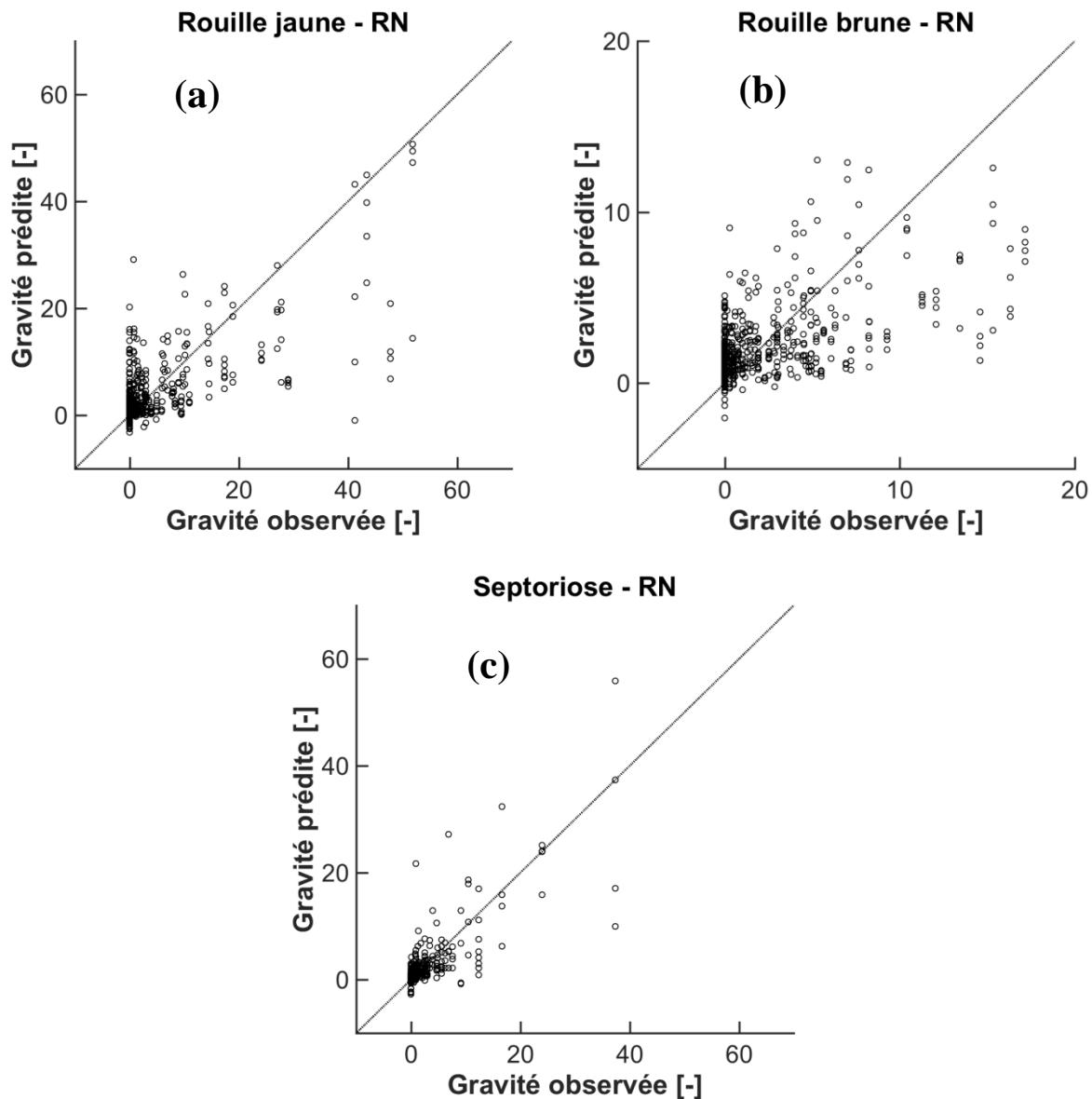


Figure 41 : Résultats des prédictions de gravité en (a) rouille jaune, (b) rouille brune et (c) septoriose par RN en fonction des gravités moyennes observées sur les F1 et F2 uniquement. La diagonale noire est la droite d'égalité des observations et prédictions.

La prédiction de la gravité moyenne des deux dernières feuilles en rouille jaune (Figure 41a) est légèrement meilleure que la prédiction de la gravité moyenne totale (Figure 36b). Le RMSEP est similaire qu'auparavant, mais le R^2 prévu passe de 0,55 à 0,65 (Tableau 19).

Tableau 19 : Comparaison des indicateurs de la qualité de la régression entre les prédictions des gravités par RN et les gravités observées pour les trois maladies étudiées. La comparaison porte sur les résultats obtenus avec l'observation des gravités sur les 6 feuilles et sur les deux dernières feuilles.

Maladie	Nombre variables	Nombre variables	RMSEP	RMSEP	R² prévu	R² prévu	R² ajusté	R² ajusté
	6 feuilles	2 feuilles	6 feuilles	2 feuilles	6 feuilles	2 feuilles	6 feuilles	2 feuilles
Rouille jaune	7	4	5,1	5,2	0,52	0,65	0,52	0,66
Rouille brune	7	4	2,6	2,5	0,31	0,49	0,31	0,49
Septoriose	8	8	5,0	2,7	0,39	0,59	0,40	0,58

La qualité de la prédiction de la gravité en rouille brune s'est améliorée en considérant les deux dernières feuilles (Figure 41b). Si le RMSEP similaire au précédent (Tableau 19) montre que les données sont toujours dispersées, le R² prévu passe de 0,31 à 0,49.

La septoriose, dont la prédiction n'était bonne qu'à de faibles gravités, suit maintenant mieux la diagonale. Les gravités observées sont cependant plus basses car les feuilles les plus touchées par la septoriose se trouvent généralement dans les bas étages du froment. Les RMSEP ne doivent pas être comparés car la gamme des valeurs de gravité en septoriose a été fortement modifiée. Le R² prévu passe de 0,35 à 0,59 et montre qu'il y a une réelle corrélation entre les valeurs prédites et observées.

Les qualités de prédiction de la rouille jaune, de la rouille brune et de la septoriose ont toutes été augmentées en ne comptant que les deux dernières feuilles. L'amélioration est la plus nette pour la septoriose.

L'amélioration des prédictions prouve que l'imagerie multispectrale par proxidétection reçoit les meilleures informations des deux dernières feuilles. Le recouvrement des feuilles occlus les étages inférieurs.

D'un point de vue agronomique, les deux dernières feuilles sont les plus exposées à la lumière et ce sont elles qui participent le plus à la croissance du plant ou au remplissage du grain en fonction du stade de développement. Il ne faut pas pour autant négliger les feuilles des étages inférieurs qui peuvent abriter les champignons et être le point de départ de leur propagation. Néanmoins, les feuilles montrant le plus d'intérêt pour le rendement du froment sont les deux dernières feuilles et les graphiques de prédiction (Figure 41) ont tendance à montrer que la proxidétection multispectrale dans la gamme 450 à 950 nm est capable de quantifier les maladies sur ces feuilles.

III.3. Imagerie hyperspectrale de feuilles

III.3.1. Gravité des maladies

Le jour de la date d'acquisition des images hyperspectrales, le 20 juin, le froment de la variété Edgar de modalité 0T était principalement touché par la septoriose et un peu par la rouille brune (Tableau 20). Quelques symptômes de rouille jaune étaient présents. Le froment de la variété Edgar traité aux fongicides était globalement sain. Le détail de l'observation des gravités en rouille brune et septoriose feuille par feuille est repris en Annexe.

Tableau 20 : Observation des gravités en maladie (rouille jaune, rouille brune et septoriose) sur la variété Edgar pour les modalités 0T et 2T le 20 juin 2018.

Maladie	0T	2T
Rouille jaune	0,8	0,5
Rouille brune	10	0
Septoriose	34	0,2

III.3.2. Classement des maladies

III.3.2.1. Rouille brune

La Figure 42 présente les données relatives aux groupes « Sain » et « Rouille brune » du jeu d’entraînement extrait des images hyperspectrales. La Figure 42a présente l’évolution des moyennes de réflectance en fonction de la longueur d’onde. La Figure 42b est identique mais les écarts-types par classe sont ajoutés. La Figure 42c présente les données en deux dimensions en fonction de leurs scores aux deux premières composantes principales de l’ACP.

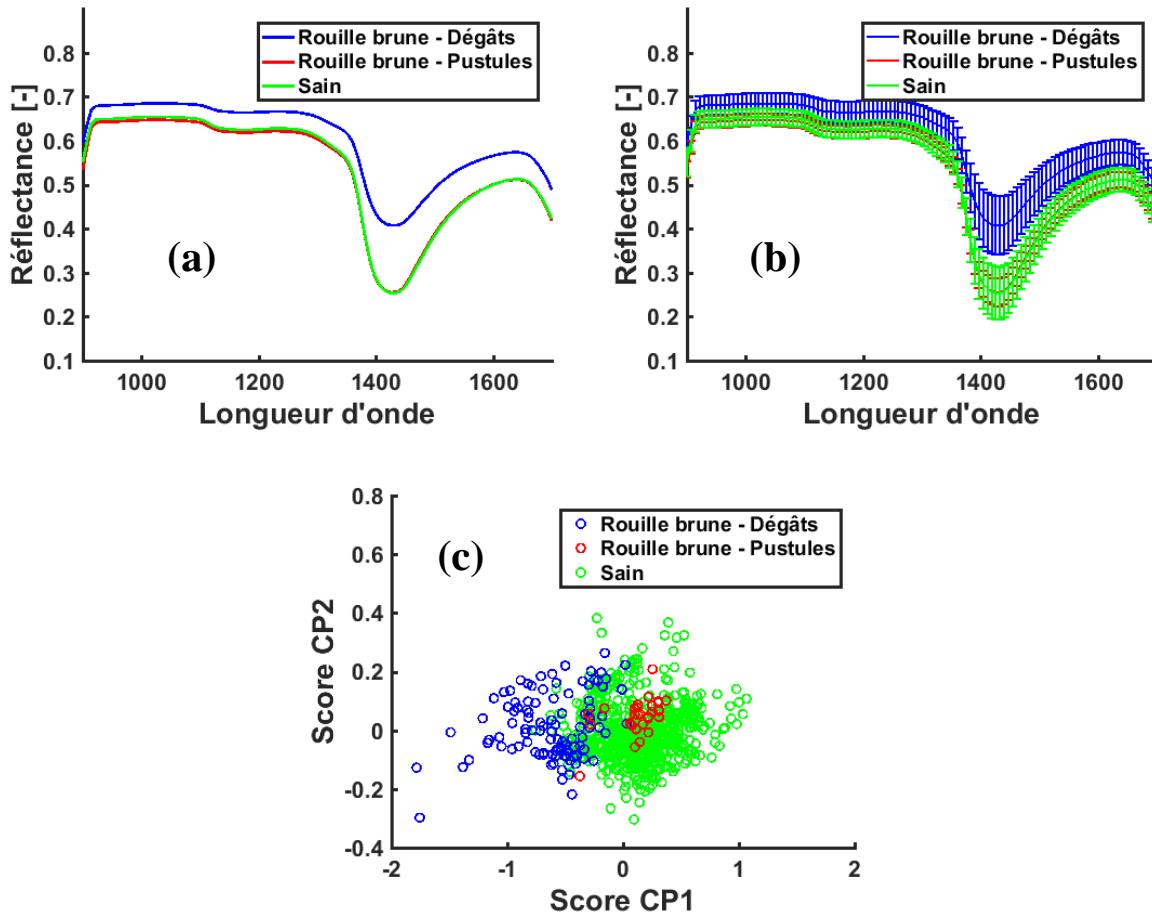


Figure 42 : Comparaison des taches de rouille brune et de dégâts (bleu), des pustules de rouille brune (rouge) et des feuilles saines (vert). La comparaison se base (a) sur les moyennes de réflectance en fonction de la longueur d’onde, (b) sur les moyennes et écarts-types de réflectance en fonction de la longueur d’onde et (c) sur les scores aux deux premières composantes principales de l’ACP sur les données. Les données utilisées proviennent du jeu d’entraînement.

La moyenne des réflectances des pixels de rouille brune sous forme de pustule est complètement confondue avec la moyenne des pixels sains (Figure 42a). Les pixels de rouille brune avec dégâts sont par contre bien détachés des deux autres courbes (Figure 42a). Cependant, ils ont un écart-type élevé qui montre une grande variabilité au niveau des réflectances. L'ACP ne permet pas de séparer les pixels sains des pixels de pustules de rouille brune (Figure 42c). Les taches de rouille brune avec dégâts peuvent être en partie discriminées. A cause de leur grand écart-type, une partie des points est confondue avec les pixels sains et une autre partie est séparée du nuage de points

Le RN et la PLS-DA ont été entraînés avec ces données. Toutes les images ont été segmentées en quatre classes, comme cela a été dit dans les matériaux et méthodes. Les 4 classes et les couleurs qui les représentent sont le support (noir), la rouille brune (rouge), la septoriose (jaune) et le reste de la feuille (vert). La Figure 43 présente un exemple de segmentation par RN d'une feuille en mettant l'accent sur l'identification de la rouille brune.

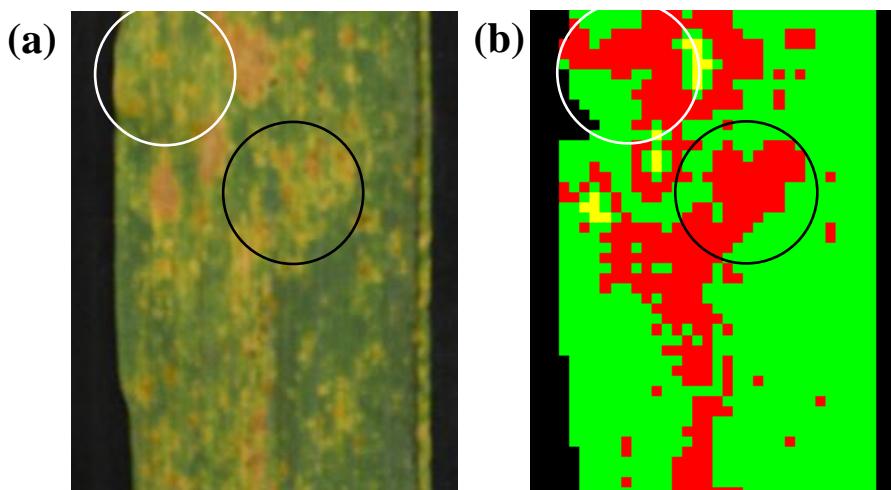


Figure 43 : Comparaison (a) d'une feuille de la variété Edgar atteinte de rouille brune en RGB et (b) de la segmentation après la quatrième étape. La classe rouille brune est en rouge, la classe septoriose/feuille sèche est en jaune et le reste de la feuille est en vert. Les cercles noirs et blancs à gauche et à droite correspondent à la même zone de la feuille.

A gauche (Figure 43a) se trouve la feuille à segmenter en RGB. Plusieurs pustules de rouilles brunes sont visibles, avec des taches chlorotiques jaunes autour provoquées par la rouille. A droite, les pixels classés comme rouille brune (en rouge) sont nombreux. Dans le cercle noir, les pustules et dégâts (à gauche) sont classés comme rouille brune (à droite). Dans le cercle blanc (à gauche), il y a quelques pustules de rouille brunes accompagnés de quelques dégâts. A droite, dans le cercle blanc, le classement est mauvais et ne représente ni les pustules ni les dégâts.

La spécificité de l'entraînement du modèle est bonne ce qui veut dire que les pixels non touchés par la rouille brune sont généralement bien classés. La majorité de pixels sains sont en effet faciles à discriminer (Figure 42c). Par contre, les pixels de pustules de rouille brune et les pixels de taches dégâts/rouille brune sont parfois confondus avec les pixels de feuille saine ce qui explique une plus faible sensibilité.

Tableau 21 : Sensibilité et spécificité de l'entraînement de la PLS-DA et du RN pour la 4^{ème} étape de la discrimination.

Etape 4	Sensibilité	Spécificité
PLS-DA	0,70	0,91
RN	0,77	0,98

La proximité des pustules de rouille brune et des feuilles saines, même après une ACP (Figure 42c), pourrait être due à la taille des pixels. S'il est trop grand, la zone qu'un pixel encadre comprendrait une pustule de rouille brune et une partie de feuille saine, ce qui fausserait la signature spectrale de la rouille brune étudiée. Cette hypothèse est cependant à écarter car les pustules de rouille brune ont une taille d'environ 1 à 2 mm en fonction de leur développement, or la résolution spatiale de la caméra est de 0,5 mm dans la configuration utilisée.

La différence de réflectance des taches rouille brune/dégâts est en conséquence uniquement due aux dégâts qui modifient la composition de la feuille. Le champignon qui cause la rouille brune n'est pas détectable dans la gamme 900-1700 nm.

Ni la PLS-DA, ni le RN (Figure 43) ne parviennent à classer correctement les pixels des feuilles appartenant à la rouille brune à cause des faibles différences de réflectance dans cette gamme de longueurs d'onde.

Wahabzada et al. (2015) sont arrivés à la conclusion que les réponses spectrales dans l'infrarouge à ondes courtes de feuilles d'orge saines et de la rouille brune sont trop rapprochées que pour pouvoir les séparer. L'étude menée sur le froment d'hiver confirme cette conclusion pour le froment d'hiver puisque l'utilisation de la gamme spectrale de 900 à 1700 nm ne permet pas de détecter les pustules de rouille brune.

III.3.2.2. Septoriose

La Figure 44 présente les données relatives au jeu d'entraînement extrait des images hyperspectrales avec cette fois-ci l'ajout des classes correspondant aux pixels de septoriose et de feuilles sèches.

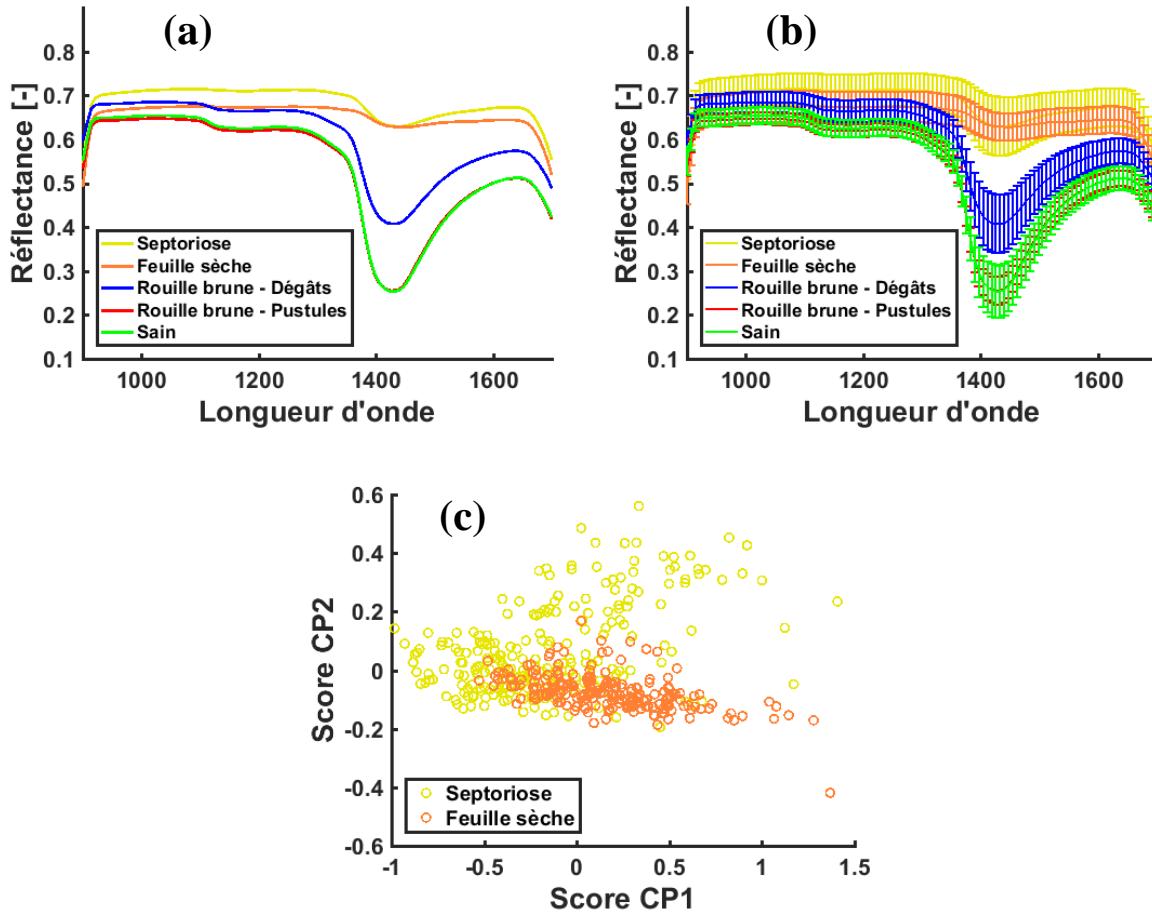


Figure 44 : Comparaison de la septoriose (jaune), des feuilles sèches (brun) des taches de rouille brune et de dégâts (bleu), des pustules de rouille brune (rouge) et des feuilles saines (vert). La comparaison se base (a) sur les moyennes de réflectance en fonction de la longueur d'onde, (b) sur les moyennes et écarts-types de réflectance en fonction de la longueur d'onde et (c), uniquement pour la septoriose et les feuilles sèches, sur les scores aux deux premières composantes principales de l'ACP sur les données. Les données utilisées proviennent du jeu d'entraînement.

La septoriose et les feuilles sèches ont des moyennes très séparées des autres classes (Figure 44a), principalement à 1450 nm qui correspond au pic d'absorption de la molécule d'eau. Les réflectances des pixels de septoriose et des pixels de feuilles sèches sont plus proches bien qu'elles soient légèrement écartées entre 900 et 1350 nm et aux alentours de 1650 nm (Figure 44a). Les écarts-types sont cependant assez importants, surtout pour la septoriose (Figure 44b) ce qui au final rend les deux classes plutôt confondues lorsqu'une ACP est appliquée (Figure 44c). Une partie des pixels de septoriose est par contre bien détachée des pixels de feuilles sèches.

La Figure 45 présente les résultats de la segmentation de la deuxième étape du classement qui sépare d'un côté les pixels de septoriose et de feuilles sèches et de l'autre côté le reste de la feuille. L'image affichée a été segmentée par RN.

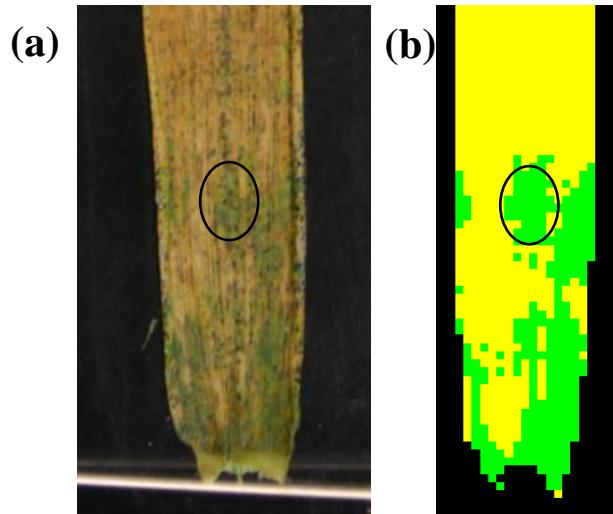


Figure 45 : Comparaison (a) d'une feuille de la variété Edgar atteinte de septoriose en RGB et (b) de la segmentation après la deuxième étape. La classe septoriose/feuille sèche est en jaune et le reste de la feuille est en vert. Les ellipses noires à gauche et à droite correspondent à la même zone de la feuille.

La segmentation de la feuille est bonne, la partie supérieure complètement touchée (Figure 45a) est entièrement classée comme septoriose (Figure 45b). Par contre, lorsque la feuille présente des pycnides sans être jaunie (Figure 45a, ellipse noire), les pixels sont classés comme reste de feuille (Figure 45b, ellipse noire). Mais le reste de la feuille qui est desséché est bien classé.

Les valeurs de sensibilité et de spécificité (Tableau 22) sont très bonnes et confirment la bonne segmentation des pixels de septoriose/feuille sèche.

Tableau 22 : Sensibilité et spécificité de l'entraînement de la PLS-DA et du RN pour la 2^{ème} étape de la discrimination.

Etape 2	Sensibilité	Spécificité
PLS-DA	0,99	0,98
RN	0,98	0,98

Les longueurs d'onde retenues par la régression pas-à-pas sont reprises dans le Tableau 23.

Tableau 23 : Tableau récapitulatif de la deuxième étape du classement avec les longueurs d'onde sélectionnées et la p-valeur d'entrée dans le modèle utilisé.

Etape	Objets séparés	Longueurs d'onde	p-valeur d'entrée
Etape 2	Septoriose, feuille sèche	Rouille brune, feuille saine	907, 936, 1123, 1556

Grâce à la bonne segmentation, il est possible de calculer le pourcentage de pixels de feuille classé comme septoriose. Cette proportion peut être comparée à la gravité observée de la septoriose sur la feuille car la cotation de la septoriose correspond au pourcentage infecté de la feuille. Les proportions ont été calculées sur base des segmentations effectuées par PLS-DA (Figure 46a) et RN (Figure 46b).

Les résultats des proportions de pixels atteints de septoriose en fonction de la gravité observée sont présentés à la Figure 46. La droite noire en pointillé représente la droite sur laquelle doivent se trouver les points pour un coefficient de détermination = 1.

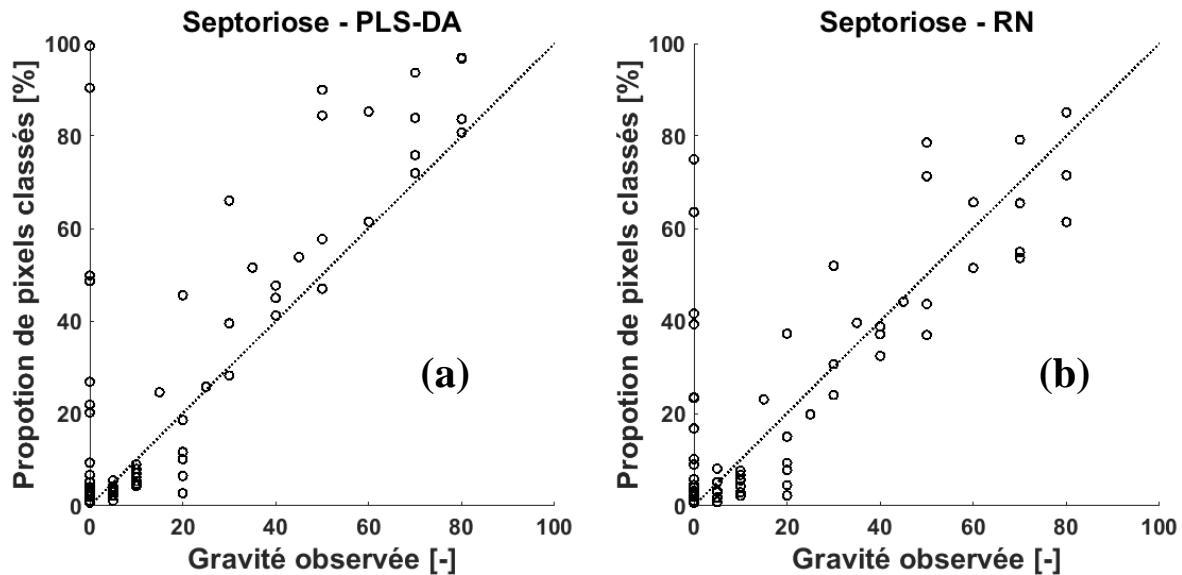


Figure 46 : Proportion de pixels de feuille classés comme touchés par la septoriose par (a) PLS-DA et (b) RN en fonction des gravités observées.

Le Tableau 24 reprend les RMSE et R^2 relatifs aux graphiques de la Figure 46.

Tableau 24 : Indicateurs de la qualité de la régression linéaire entre la proportion de pixels de feuille classés comme atteints de septoriose par la PLS-DA et le RN et les gravités observées en septoriose

	RMSE	R^2
PLS-DA	5,1	0,62
RN	4,7	0,61

Globalement, les pourcentages calculés pour les deux algorithmes suivent les gravités observées avec une distribution serrée et proche de la diagonale (Figure 46). Les RMSE (Tableau 24) sont de 5,1 et 4,7 pour la PLS-DA et le RN respectivement ce qui est faible comparé à l'intervalle de gravité observée qui peut aller de 0 à 80.

Cependant, lorsque la gravité observée est de 0, plusieurs points ont une proportion calculée très élevée, pour les deux algorithmes utilisés. Ces points appartiennent à des feuilles saines de la modalité 2T. Ce sont les feuilles basses des plants qui sont plus sèches. Les feuilles hautes sont correctement segmentées.

Le classement par PLS-DA surestime cependant la proportion de la feuille atteinte de septoriose. Pour les gravités observées supérieures à 20, les proportions calculées se trouvent sur ou au-dessus de la diagonale. En comparaison, les points prédits par le RN se trouvent de part et d'autre de la diagonale. Cela explique le RMSE plus faible obtenu par le RN.

Le classement est meilleur par le RN car il ne surestime pas la proportion de pixels atteints de septoriose et le RMSE est moins élevé. Il faut noter que l'observateur juge la surface touchée par la

septoriose à l'œil nu et donne des cotations qui sont des multiples de 5. Les gravités observées ne sont par conséquent pas exactement représentatives de la réalité bien qu'elles soient très proches.

Les longueurs d'onde conseillées pour la séparation sont 907, 936, 1123 et 1556 nm. Etonnamment, il n'y a pas de longueurs d'onde qui correspondent directement au pic d'absorption de la molécule d'eau (1450 nm) alors que la différence entre les moyennes y est la plus grande (Figure 44a). Il est possible que cette zone n'ait pas été retenue car les écart-types y sont généralement plus élevés (Figure 44b) et peuvent induire un mauvais classement des pixels. La longueur d'onde 1556 nm est tout de même dans la pente du pic d'absorption.

La qualité de la prédiction est fortement amoindrie par le froment de la modalité 2T dont les zones saines des feuilles sont classées comme atteintes de septoriose. Les feuilles qui posent problème sont les feuilles basses. Le plant de froment, même s'il est en bonne santé, envoie préférentiellement ses ressources vers les feuilles hautes qui reçoivent plus de lumière. Les feuilles basses deviennent plus sèches même si elles apparaissent vertes sur les images RGB.

Sans les feuilles de la modalité 2T, le R^2 passe à 0,85 pour le RN et 0,89 pour la PLS-DA. Ajouter une longueur d'onde dans le visible correspondant au vert ou au jaune permettrait de segmenter les feuilles sèches toujours vertes et non touchées par la septoriose.

La 3^{ème} étape du classement vise à séparer les pixels de septoriose et les pixels de feuille sèche (Figure 47). L'image RGB (Figure 47a) présente une feuille dont la majeure partie est jaunie et asséchée. Des pycnide proches de la nervure centrale indiquent une présence de septoriose.

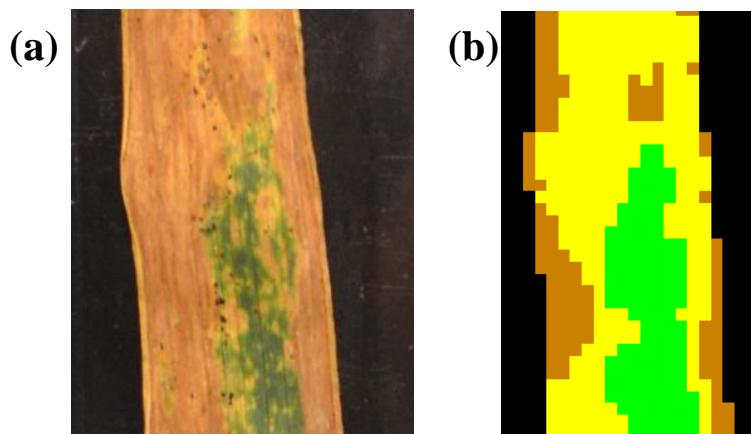


Figure 47 : Comparaison (a) d'une feuille de la variété Edgar atteinte de septoriose en RGB et (b) de la segmentation après la troisième étape. La classe septoriose est en jaune, la classe feuille sèche est en brun et le reste de la feuille est en vert.

La Figure 47b montre des bords de feuilles généralement classés comme pixels de feuille sèche (brun) alors que le reste est classé comme septoriose (jaune). Les résultats ne sont pas concluants. Il ne semble pas y avoir de points communs entre les pixels secs et les pixels de septoriose.

La sensibilité et la spécificité du modèle sont très bonnes indiquant probablement un surentraînement du modèle au jeu de données (Tableau 25). Le modèle nécessite d'être entraîné sur des données plus variées pour pouvoir faire face à d'autres situations.

Tableau 25 : Sensibilité et spécificité de l'entraînement de la PLS-DA et du RN pour la 3^{ème} étape de la discrimination.

Etape 3	Sensibilité	Spécificité
RN	1,0	0,99

Les deux symptômes principaux de la septoriose sont les taches brunes allongées ainsi que les pycnides noirs. La gamme hyperspectrale 900 – 1700 nm permet seulement de repérer les taches brunes et le dessèchement des feuilles. Les modèles confondent les parties sèches des feuilles avec la septoriose car leurs symptômes sont similaires.

Pour améliorer les modèles et les rendre capables de discriminer les parties sèches des parties atteintes de septoriose, il serait intéressant d'acquérir des images dans le visible et de les coupler à une analyse de texture. L'analyse de la texture permettra de percevoir la présence des pycnides noirs qui parsèment la feuille, en comparaison aux feuilles uniformément jaunies.

IV. Conclusions

Ce travail a permis de caractériser les signatures spectrales de la rouille jaune, de la rouille brune et de la septoriose grâce à une étude multi-échelles et multimodalité des maladies. Cette étude s'est démarquée par l'application de méthodes innovantes de traitement de données avec la mise en place d'une segmentation du froment d'hiver en fonction de la condition d'illumination à laquelle il est exposé et avec l'emploi de la méthode des réseaux de neurones pour la quantification et le classement des maladies.

Les réseaux de neurones, par rapport aux régressions à moindres carrés partiels, ont donné de manière générale de meilleures prédictions. L'utilisation de cet algorithme est conseillée pour la quantification et la détection des maladies grâce à sa capacité à modéliser des problèmes complexes et à généraliser à partir d'un faible nombre de données.

De plus, le nombre d'images acquises dans cette étude est relativement important et permet d'alimenter les algorithmes en données afin de construire des modèles robustes de prédictions et de classement.

Les résultats de prédiction de la rouille jaune en proxidétection par réseaux de neurones sont encourageants avec un R^2 prévu de 0,52 et un RMSEP de 5,1. Les bandes spectrales utilisées pour effectuer la régression sont centrées dans le bleu (450 nm), le vert (500-550 nm), le Red Edge (700 – 750 nm) et le NIR (950 nm). De plus, l'imagerie multispectrale par drone a également mis en évidence le NIR (790 nm) comme bande spectrale la plus intéressante.

La septoriose n'a pas pu être détectée sur les images acquises par drone car elle se développe sur les feuilles des étages inférieurs. En proxidétection, les prédictions ont un faible R^2 prévu avec 0,33 et 0,39 par PLSR et RN respectivement mais la sévérité de la septoriose est correctement prédite à faibles gravités. De plus, lorsque le RN est utilisé pour prédire les gravités des deux feuilles les plus hautes uniquement, le R^2 prévu passe à 0,59. Un moyen de détecter les feuilles des étages inférieurs doit être mis en place. Les bandes spectrales les plus intéressantes sont centrées dans le bleu (450 nm),

le vert (500-550nm), le Red Edge (700 – 750 nm) et le NIR (850 et 950 nm). Dans l'infrarouge à ondes courtes, la septoriose est difficilement dissociée des feuilles desséchées. Malgré tout, les feuilles qui sont atteintes de septoriose sont correctement segmentées. Les bandes spectrales sélectionnées par régression pas-à-pas sont centrées à 907, 936, 1123 et 1556 nm.

La rouille brune a été faiblement caractérisée dans le visible et le NIR car les gravités observées en champ ont été trop faibles au cours de l'année 2018. Pourtant, les images acquises par drone ont pu mettre en évidence un effet marqué de la maladie sur le spectre réfléchi du froment d'hiver dans le NIR (790 nm) et le Red Edge (735 nm) principalement. Dans l'infrarouge à ondes courtes, les pustules de rouille brune n'ont pas pu être discriminées de la feuille saine.

Des études complémentaires doivent être menées afin de confirmer l'intérêt des bandes spectrales dégagées car elles pourraient être spécifiques aux données récoltées lors de cette expérimentation. Néanmoins, les résultats obtenus sont prometteurs et laissent envisager la possibilité de quantifier précisément l'ampleur du stress mais également son origine afin d'employer ces techniques dans le cadre d'un phénotypage haut débit pour l'évaluation variétale en champ d'essai ou en agriculture de précision pour le dosage des intrants.

V. Améliorations et perspectives

Cette section met en évidence les améliorations qui peuvent être apportées aux matériels et méthodes mis en place dans cette étude et émet des propositions quant aux directions des prochaines études à mener dans le domaine de la caractérisation de maladies fongiques par imagerie multispectrale et hyperspectrale.

Le processus d'acquisition d'images en proxidétection est codé en C++. Pour calculer le temps d'intégration, le programme repère automatiquement la référence blanche sur l'image. Cependant, certaines feuilles en fonction de leur inclinaison peuvent présenter une réflectance similaire voire supérieure à celle de la référence blanche, faussant la normalisation de l'image. De plus, le calcul du temps d'intégration est relativement long et peut ne pas converger en cas de conditions d'illumination changeantes ou lorsque les feuilles reflètent plus de lumière que la référence blanche. Le code doit être perfectionné en conditions extérieures où le processus d'acquisition d'images rencontre le plus de problèmes.

En proxidétection, le vent était un problème majeur car il mettait les feuilles à mouvement. Pour les applications futures, il ne sera pas possible de se contenter de prendre des images uniquement lorsque le vent est faible. Il faut pouvoir s'adapter aux conditions naturelles. Le temps d'intégration de la caméra est relativement court. Même lorsque les conditions venteuses sont fortes, il n'y a pas de flou sur les images. Le problème vient de la superposition d'images qui ne sont pas acquises en même temps. Même en réduisant le calcul du temps d'intégration effectué entre chaque acquisition d'images, l'échelle de temps serait toujours trop grande. En se basant sur les études déjà réalisées dans le domaine, y compris celle-ci, le dispositif d'acquisition mis au point pour la détection de stress devra inclure un nombre restreint de bandes spectrales intéressantes et acquérir toutes les images en même temps.

Le travail mené est basé sur l'hypothèse que la gravité des maladies dans le champ de vue de la caméra était égale à la gravité dans les bordures de la micro-parcelle. C'est un biais important car les bordures ne reçoivent pas les traitements fongiques aussi précisément que la partie centrale de la micro-parcelle. De plus, les plants prélevés chaque semaine laissent des trous dans la végétation empêchant la propagation de la maladie. La cotation visuelle et non destructive de la gravité en maladies dans la zone du champ de vue de la caméra permet d'éliminer ce biais. Plus complexe, cette cotation nécessite l'avis d'un expert. L'échelle de cotation doit être moins fine comme elle porte sur plusieurs plants en même temps au lieu d'une feuille à la fois.

Les résultats de la quantification des maladies sont encourageants, néanmoins la détection des maladies dans le champ dès leur inoculation semble un objectif trop avancé pour le moment pour la recherche en proxidétection in-situ. Les traitements fongicides, en plus d'être préventifs, sont également curatifs ce qui veut dire que, même si le champ est infecté, il n'est pas trop pour le traiter tant que les maladies sont détectées suffisamment tôt. Les futures recherches devront porter sur l'amélioration des modèles construits et la confirmation des bandes spectrales sélectionnées afin de quantifier le plus précisément possible la maladie à des gravités plus faibles. Par conséquent, il serait intéressant d'établir un planning d'acquisition des images plus flexible. Le développement des maladies étant très rapide, il serait plus judicieux de commencer l'acquisition des images lorsque la maladie apparaît sur la micro-parcelle et d'acquérir des images tous les deux jours plutôt qu'hebdomadairement comme effectué dans cette étude. Les variétés à acquérir ne seraient alors pas choisies a priori mais a posteriori lorsque la maladie se déclare. La main d'œuvre nécessaire est plus importante car cette méthode demande un suivi fréquent et intégral du champ pour détecter l'apparition de maladies. Elle a par contre l'avantage de concentrer les données au moment du développement des maladies pour obtenir des données plus intéressantes.

Dans cette étude, la grande majorité des images en proxidétection ont été acquises sur des micro-parcelles dont la gravité en maladies était très basse voire nulle. Il serait plus judicieux de limiter le nombre d'images acquises sur les micro-parcelles de modalité 2T à deux images maximums. Il vaut alors mieux diminuer à trois le nombre d'images acquises sur les micro-parcelles de modalité 0T afin de pouvoir suivre une ou deux variétés sensibles en plus pour obtenir des niveaux d'infestation par les maladies variés et construire des modèles robustes sur une grande diversité de variétés du froment d'hiver.

La segmentation de l'image en différentes classes s'est montrée très intéressante pour la quantification des maladies et pourra être améliorée grâce à l'amélioration de la qualité de l'acquisition. De plus, le classement pourrait être approfondi en couplant la prise d'images multispectrales avec des acquisitions d'images stéréoscopiques dont la mesure de profondeur permettrait de discriminer les différents étages foliaires pour mieux détecter les feuilles basses sur lesquels se développe la septoriose.

La segmentation de l'image a été effectuée à partir de toutes les bandes spectrales disponibles car ce travail s'est concentré sur la caractérisation des maladies fongiques. Une segmentation simple des froments et du sol peut être effectuée avec un nombre restreint de filtres passe-bandes, cependant la segmentation en différentes classes en fonction des conditions d'illumination est plus complexe. Les prochains instruments d'acquisitions d'image devront limiter le nombre de filtres passe-bande utilisés pour détecter les maladies, tout en permettant une excellente segmentation.

Les bandes spectrales dégagées dans l'infrarouge à ondes courtes pour la détection de la septoriose peuvent être utilisées in-situ grâce à la roue à filtres multispectrale disponible dans le département BIOSE dont la gamme est dans l'infrarouge à ondes courtes. L'utilisation de cette roue sur le terrain souffre cependant de problèmes informatiques qui doivent être réglés en conditions naturelles, aucun problème n'étant détecté lors de l'acquisition d'images en conditions d'illuminations contrôlées à l'intérieur.

Il ne semble pas essentiel de caractériser la rouille brune dans l'infrarouge à ondes courtes puisque la rouille brune ne semble pas être détectée et que leurs symptômes sont similaires. Cependant, plus de temps pourrait être consacré à la caractérisation spectrale des maladies dans l'infrarouges à ondes courtes qui n'a pas pu être complètement développée dans cette étude. Un soin particulier doit également être affecté à la qualité des échantillons récoltés afin d'observer des symptômes caractéristiques et développés des rouilles et de la septoriose.

Comme cela a été énoncé dans le travail, il serait par contre intéressant de coupler l'infrarouge à ondes courtes avec le visible pour détecter au mieux les pycnides noirs et l'assèchement provoqué par la septoriose.

Des vols de drone au-dessus de l'essai variétal ont également été effectués en 2018. Les données de cotations de maladies en 2018 sont plus précises car elles portent cette année sur toutes les micro-parcelles séparément. Les images n'ont pas été traitées dans le cadre de ce travail mais l'analyse du lien entre les cotations observées et les images acquises par drone en 2018 permettrait de caractériser plus finement les modifications de signatures spectrales mesurées par caméra embarquée.

Cette étude vise à faire un premier pas vers la caractérisation complète in-situ de la rouille jaune, de la rouille brune et de la septoriose du froment d'hiver. Certaines tendances sont intéressantes, d'autres à confirmer. La méthode est à améliorer et certains aspects n'ont pas pu être étudiés dans le cadre de cette étude. De plus, de nombreux autres stress impactent le froment d'hiver, avec des symptômes parfois similaires et des effets divers sur le rendement. Les défis sont nombreux et nécessitent la mise en place d'un projet d'envergure comme le projet Phenweat dans lequel s'inscrit cette étude et dont l'objectif est la caractérisation de la dynamique de croissance de variétés de froment d'hiver résistantes à différents stress biotiques et abiotiques au moyen d'une plateforme de phénotypage par proxidétection. Ce programme ambitieux met en collaboration le Centre wallon de Recherche Agronomique, l'Université de Mons et Gembloux Agro-bio Tech.

VI. Bibliographie

- Albrechtsen F., 2008. Statistical Texture Measures Computed from Gray Level Cooccurrence Matrices.
- Arvalis, 2017. Blé tendre. Guide de culture.
- Arvalis, 2012. Diagnostic des accidents du blé tendre.
- Bilger W. & Björkman O., 1990. Role of the xanthophyll cycle in photoprotection elucidated by measurements of light-induced absorbance changes , fluorescence and photosynthesis in leaves of *Hedera canariensis*. *Photosynth. Res.* **25**, 173–185.
- Bishop C.M., 1995. Neural Networks for Pattern Recognition.
- Bodson B., De Proft M. & Watillon B., 2017. Livre Blanc Céréales. Edition février 2017.
- Bodson B., De Proft M. & Watillon B., 2017. Livre Blanc Céréales. Edition septembre 2017.
- Curtis B.C., Rajaram S. & Gómez Macpherson H., 2002. *Bread wheat: improvement and production.*, Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), Rome.
- Daley P.F., 1995. Chlorophyll fluorescence analysis and imaging in plant stress and disease. *Can. J. Plant Pathol.* **17**(2), 167–173.
- De Jong, S. M. & Van der Meer, F.D., 2007. Remote sensing image analysis: including the spatial domain. *Springer Science & Business Media*.**5**.
- Devadas R., Lamb D.W., Simpfendorfer S. & Backhouse D., 2009. Evaluating ten spectral vegetation indices for identifying rust infection in individual wheat leaves. *Precis. Agric.* **10**, 459–470.
- Di Gennaro S.F. et al., 2016. Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-based remote sensing to monitor grapevine leaf stripe disease within a vineyard affected by esca complex. *Phytopathol. Mediterr.* **55**(2), 262–275.
- Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2018. World cereal production prospects trimmed and stocks heading sharply lower in 2018/19.
<http://www.fao.org/worldfoods situation/csdb/en/>, (10/08/2018).
- Gardner M.W. & Dorling S.R., 1998. Artificial neural networks (the multilayer perceptron) - A review of applications in the atmospheric sciences. *Atmos. Environ.* **32**(14/15), 2627–2636.
- Gitelson A.A., Gritz Y. & Merzlyak M.N., 2003. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive. *J. Plant Physiol.* **160**, 271–282.

- Glenn Downing H., Carter G.A., Holladay K.W. & Cibula W.G., 1993. The radiative-equivalent water thickness of leaves. *Remote Sens. Environ.* **46**(1), 103–107.
- Gouache D. et al., 2014. Tolérance du blé tendre aux stress biotiques et abiotiques. *Innov. Agron.* **35**, 75–87.
- Hillnhütter C., Mahlein A., Sikora R.A. & Oerke E., 2011. Remote sensing to detect plant stress induced by *Heterodera schachtii* and *Rhizoctonia solani* in sugar beet fields. *F. Crop. Res.* **122**, 70–77.
- Hornik K., Stinchcombe M. & White H., 1989. Multilayer feedforward networks are universal approximators. Theoretical properties of multilayer feedforward networks.
- Huang W. et al., 2007. Identification of yellow rust in wheat using in-situ spectral reflectance measurements and airborne hyperspectral imaging. *Precis. Agric.* **8**, 187–197.
- Inoue Y. et al., 2016. Simple and robust methods for remote sensing of canopy chlorophyll content : a comparative analysis of hyperspectral data for different types of vegetation. *Plant, Cell Environ.* **39**(12), 2609–2623.
- Jones H.G., Serraj R., Wheaton A. & Price A., 2009. Thermal infrared imaging of crop canopies for remote diagnosis and quantification of plant responses to water stress in the field Thermal infrared imaging of crop canopies for the remote diagnosis and quantification of plant responses to water stress in. *Funct. Plant Biol.* **36**, 978–989.
- Koch B., Ammer U., Schneider T. & Wittmeier H., 1990. Spectroradiometer measurements in the laboratory and in the field to analyse the influence of different damage symptoms on the reflection spectra of forest trees. *Int. J. Remote Sens.* **11**(7), 1145–1163.
- Koyshibayev M. & Muminjanov H., 2016. Guidelines for monitoring diseases, pests and weeds in cereal crops.)
- Krishna G. et al., 2014. Assessing wheat yellow rust disease through hyperspectral remote sensing. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* **XL-8**, 1413–1416.
- Livre Blanc Céréales, 2017. Maladie des céréales. <http://www.livre-blanc-cereales.be/thematiques/maladies/>, (10/08/2018).
- Lang M. et al., 1996. Fluorescence Imaging of Water and Temperature Stress in Plant Leaves. *J. Plant Physiol.* **148**, 613–621.
- Li L., Zhang Q. & Huang D., 2014. A Review of Imaging Techniques for Plant Phenotyping. *Sensors* **14**, 20078–20111.
- Mahlein A.K., Oerke E.C., Steiner U. & Dehne H.W., 2012. Recent advances in sensing plant diseases for precision crop protection. *Eur. J. Plant Pathol.* **133**, 197–209.

- Martinelli F. et al., 2014. Advanced methods of plant disease detection. A review. *Agron. Sustain. Dev.* **35**, 1–25.
- Mirik M. et al., 2013. Remote Monitoring of Wheat Streak Mosaic Progression Using Sub-Pixel Classification of Landsat 5 TM Imagery for Site Specific Disease Management in Winter Wheat. *Adv. Remote Sens.* **2**(1), 16–28.
- Moshou D. et al., 2004. Automatic detection of “yellow rust” in wheat using reflectance measurements and neural networks. *Comput. Electron. Agric.* **44**(3), 173–188.
- Nebiker S., Lack N., Abächerli M. & Läderach S., 2016. Light-weight multispectral uav sensors and their capabilities for predicting grain yield and detecting plant diseases. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*. 963–970.
- Nicolas H., 2004. Using remote sensing to determine of the date of a fungicide application on winter wheat **23**, 853–863.
- Peterson R.F., Campbell A.B. & Hannah A.E., 1948. A diagrammatic scale for estimating rust intensity on leaves and stems of cereals. *Can. J. Res.* **26c**(5), 496–500.
- Peterson R.B. & Aylor D.E., 1995. Chlorophyll Fluorescence Induction in Leaves of Phaseolus vulgaris Infected with Bean Rust (*Uromyces appendiculatus*). *J. Plant Physiol.* **109**, 163–171.
- Prouteau M. & Colot V., 2005. Contrôles épigénétiques, développement et variation génétique naturelle chez les plantes. *Médecine Sci.* **23**(4), 422–427.
- Rosell J.R. et al., 2009. Obtaining the three-dimensional structure of tree orchards from remote 2D terrestrial LIDAR scanning. *Agric. For. Meteorol.* **149**, 1505–1515.
- Roelfs, A. P., 1992. Rust diseases of wheat: concepts and methods of disease management. *Cimmyt*.
- Service Public de Wallonie, 2018. Programme wallon de réduction des pesticides 2018-2022 (PWRP II). http://diantonio.wallonie.be/files/PWRP_II.pdf, (10/08/2018).
- Syngenta, 2015. L'échelle BBCH pour les céréales. <https://www.syngenta.fr/agriculture-durable/reglementation/dossier-bbch/article/echelle-bbch-cereales>, (10/08/2018).
- Tenenhaus M., Gauchi J.-P. & Ménardo C., 1995. Régression PLS et applications. *Rev. Stat. Appliquée* **43**(1), 7–63.
- UCL – ELI – ELIM, 2017. Estimation quantitative des utilisations de produits phytopharmaceutiques par les différents secteurs d'activité. Rapport final. Etude réalisée pour le compte du SPW – DGO3 –DEMNA & DEE. <http://etat.environnement.wallonie.be>, (10/08/2018).

VI. Bibliographie

- Wahabzada M., Mahlein A., Bauckhage C. & Steiner U., 2015. Metro Maps of Plant Disease Dynamics — Automated Mining of Differences Using Hyperspectral Images. *PLoS One* **10**(1), 1–21.
- Werbos P.J., 1990. Backpropagation Through Time: What It Does and How to Do It. *Proc. IEEE* **78**(10), 1550–1560.
- Wollenweber B., n.d. Interaction of environmental factors affecting wheat performance - A case for multidisciplinary research efforts.
- Zhang M., Qin Z., Liu X. & Ustin S.L., 2003. Detection of stress in tomatoes induced by late blight disease in California , USA , using hyperspectral remote sensing. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **4**, 295–310.
- Zhao S. et al., 2016. Estimating and Validating Wheat Leaf Water Content with Three MODIS Spectral Indexes : A Case Study in Ningxia Plain, China. *J. Agric. Sci. Technol.* **18**, 387–398.
- Zheng Y. et al., n.d. Single-Image Vignetting Correction. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **31**(12), 2243–2256.

VII. Annexe

Tableau 26 : Gravité en rouille jaune de toutes les micro-parcelles étudiées

Variété	Traitement fongicide	Répétition	Date (2018)					
			23 mai	30 mai	5 juin	12 juin	20 juin	26 juin
Alcides	0T	1	0,0	0,0	0,0	0,0	17,3	10,5
Alcides	0T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	19,2	22,5
Alcides	0T	3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	11,7
Alcides	0T	4	0,0	0,0	4,3	0,0	0,0	18,1
Edgar	0T	1	0,6	0,0	0,0	0,0	0,0	5,0
Edgar	0T	2	0,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Edgar	0T	3	0,0	0,4	0,0	0,0	3,0	21,9
Edgar	0T	4	0,0	0,0	0,0	0,0	7,7	13,6
RGT Reform	0T	1	1,6	1,8	2,6	0,0	0,0	33,3
RGT Reform	0T	2	0,0	0,4	2,5	0,0	20,9	22,8
RGT Reform	0T	3	0,0	0,2	3,0	3,7	0,0	29,3
RGT Reform	0T	4	2,4	0,0	2,0	0,0	21,1	25,7
Triomph	0T	1	0,7	0,0	0,0	0,0	6,8	12,8
Triomph	0T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	11,4	11,7
Triomph	0T	3	1,7	0,0	0,0	0,0	16,7	4,1
Triomph	0T	4	0,0	0,0	0,0	0,0	7,9	15,9
Benchmark	0T	1	0,4	4,1	1,3	5,0	24,2	44,2
Benchmark	0T	2	2,1	0,0	0,0	1,3	39,6	22,1
Benchmark	0T	3	0,0	0,0	0,0	1,3	43,5	25,0
Benchmark	0T	4	0,2	0,0	4,6	0,0	45,4	25,6
Alcides	2T	1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,6
Alcides	2T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Alcides	2T	3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Alcides	2T	4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Edgar	2T	1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Edgar	2T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,9
Edgar	2T	3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Edgar	2T	4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
RGT Reform	2T	1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
RGT Reform	2T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
RGT Reform	2T	3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
RGT Reform	2T	4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Triomph	2T	1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Triomph	2T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Triomph	2T	3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Triomph	2T	4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Benchmark	2T	1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Benchmark	2T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Benchmark	2T	3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,4
Benchmark	2T	4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

Tableau 27 : Gravité en rouille brune de toutes les micro-parcelles étudiées

Variété	Traitement fongicide	Répétition	Date (2018)					
			23 mai	30 mai	5 juin	12 juin	20 juin	26 juin
Alcides	0T	1	0,4	0,0	6,6	2,9	3,0	2,0
Alcides	0T	2	0,2	0,0	5,5	0,0	5,4	5,4
Alcides	0T	3	0,2	0,0	4,5	2,8	0,0	12,5
Alcides	0T	4	0,0	0,0	6,9	0,0	0,0	6,3
Edgar	0T	1	2,2	0,0	13,1	6,1	6,4	11,7
Edgar	0T	2	1,7	1,7	0,0	14,6	12,1	10,0
Edgar	0T	3	0,0	1,1	0,0	0,0	11,3	11,3
Edgar	0T	4	2,4	0,0	0,0	5,3	11,3	5,4
RGT Reform	0T	1	0,6	0,5	2,0	0,0	0,0	2,9
RGT Reform	0T	2	0,0	0,9	0,5	0,0	3,1	2,8
RGT Reform	0T	3	0,2	2,0	1,1	1,1	0,0	1,8
RGT Reform	0T	4	0,4	0,0	0,9	0,0	1,6	1,1
Triomph	0T	1	0,7	0,0	1,2	0,0	7,3	12,8
Triomph	0T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	2,5	7,1
Triomph	0T	3	1,1	0,0	0,0	0,0	1,3	15,0
Triomph	0T	4	0,0	0,0	0,0	1,5	1,1	6,4
Benchmark	0T	1	3,9	8,6	11,8	5,9	5,0	1,7
Benchmark	0T	2	3,5	0,0	0,0	8,0	5,8	10,8
Benchmark	0T	3	2,6	7,5	0,0	14,0	2,3	15,6
Benchmark	0T	4	1,0	0,0	3,9	0,0	2,3	10,0
Alcides	2T	1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3
Alcides	2T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Alcides	2T	3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Alcides	2T	4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Edgar	2T	1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Edgar	2T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,1
Edgar	2T	3	0,0	0,0	0,0	0,5	0,0	0,0
Edgar	2T	4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
RGT Reform	2T	1	0,0	0,0	0,2	0,0	0,0	0,0
RGT Reform	2T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
RGT Reform	2T	3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
RGT Reform	2T	4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Triomph	2T	1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Triomph	2T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Triomph	2T	3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Triomph	2T	4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Benchmark	2T	1	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Benchmark	2T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Benchmark	2T	3	0,0	0,0	0,3	0,0	0,0	5,0
Benchmark	2T	4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

Tableau 28 : Gravité en septoriose de toutes les micro-parcelles étudiées.

Variété	Traitement fongicide	Répétition	Date (2018)					
			23 mai	30 mai	5 juin	12 juin	20 juin	26 juin
Alcides	0T	1	0,8	0,0	0,0	1,8	17,3	0,0
Alcides	0T	2	0,4	4,3	0,0	0,0	8,5	0,0
Alcides	0T	3	3,8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Alcides	0T	4	1,8	0,0	8,0	0,0	0,0	0,0
Edgar	0T	1	0,6	0,0	5,0	0,0	32,7	0,0
Edgar	0T	2	1,7	10,2	0,0	0,0	43,6	0,0
Edgar	0T	3	0,0	9,8	0,0	0,0	33,7	0,0
Edgar	0T	4	6,4	0,0	0,0	0,0	25,7	5,0
RGT Reform	0T	1	0,0	7,3	5,9	0,0	0,0	0,0
RGT Reform	0T	2	2,6	2,8	2,9	0,0	15,3	2,5
RGT Reform	0T	3	6,4	8,0	10,4	0,0	0,0	0,0
RGT Reform	0T	4	1,0	0,0	7,7	0,0	21,6	1,1
Triomph	0T	1	44,1	0,0	11,4	0,0	5,4	1,1
Triomph	0T	2	0,0	4,6	0,0	0,0	17,5	2,5
Triomph	0T	3	5,4	11,4	0,0	0,0	15,7	2,3
Triomph	0T	4	0,0	7,8	0,0	0,6	13,6	0,0
Benchmark	0T	1	2,8	8,4	3,2	3,8	19,2	1,7
Benchmark	0T	2	5,2	0,0	0,0	1,7	19,2	3,6
Benchmark	0T	3	0,0	0,0	0,0	0,0	16,9	0,0
Benchmark	0T	4	3,8	0,0	7,4	0,0	10,0	3,0
Alcides	2T	1	2,6	3,9	0,0	0,0	0,0	7,8
Alcides	2T	2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Alcides	2T	3	1,6	3,8	1,6	0,0	0,0	8,4
Alcides	2T	4	5,6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Edgar	2T	1	0,0	12,9	0,0	0,0	0,0	0,0
Edgar	2T	2	5,2	0,0	3,4	0,0	0,0	11,1
Edgar	2T	3	2,1	10,4	5,0	0,9	0,5	0,0
Edgar	2T	4	6,4	4,3	0,0	6,5	0,3	0,0
RGT Reform	2T	1	2,1	0,0	5,0	2,0	0,0	0,0
RGT Reform	2T	2	0,2	4,2	0,0	5,7	0,0	0,0
RGT Reform	2T	3	1,4	0,0	3,0	0,7	0,3	0,0
RGT Reform	2T	4	0,0	0,6	6,0	0,0	0,0	0,0
Triomph	2T	1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Triomph	2T	2	5,7	0,0	0,0	1,3	0,9	0,0
Triomph	2T	3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,6	0,0
Triomph	2T	4	7,0	0,0	0,0	0,0	0,0	18,8
Benchmark	2T	1	3,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Benchmark	2T	2	6,4	1,7	0,0	0,0	0,0	0,0
Benchmark	2T	3	0,0	8,6	1,0	0,0	0,0	9,7
Benchmark	2T	4	0,0	0,0	0,0	1,4	0,0	8,1

Tableau 29 : Gravité feuille par feuille des plants de la variété Edgar prélevés en 2018 pour l'imagerie hyperspectrale de feuilles.

Traitement fungicide	Répétition	Plant	Feuille	Gravité Rouille brune	Gravité Septoriose
0T	1	1	1	0	20
0T	1	1	2	0	30
0T	1	2	1	5	10
0T	1	2	2	5	40
0T	1	3	1	5	20
0T	1	3	2	5	30
0T	1	4	1	5	10
0T	1	4	2	10	50
0T	1	5	1	20	10
0T	1	5	2	15	60
0T	2	1	1	20	20
0T	2	1	2	5	80
0T	2	2	1	5	50
0T	2	3	1	5	50
0T	2	4	1	30	20
0T	2	5	1	20	15
0T	2	5	2	0	70
0T	3	1	1	35	5
0T	3	1	2	15	30
0T	3	1	3	0	70
0T	3	1	4	5	80
0T	3	2	1	15	10
0T	3	2	2	20	25
0T	3	3	1	15	5
0T	3	3	2	10	40
0T	3	3	3	0	80
0T	3	4	1	15	0
0T	3	4	2	5	20
0T	3	4	3	0	60
0T	3	5	1	15	5
0T	3	5	2	15	5
0T	3	5	3	5	70
0T	4	1	1	10	0
0T	4	1	2	10	10
0T	4	1	3	5	70
0T	4	2	1	10	5
0T	4	2	2	30	10
0T	4	2	3	5	40
0T	4	3	1	10	5
0T	4	3	2	15	20
0T	4	3	3	5	50
0T	4	4	1	10	5
0T	4	4	2	15	10

0T	4	4	3	10	45
0T	4	5	1	15	0
0T	4	5	2	20	35
0T	4	5	3	0	80
2T	1	1	1	0	0
2T	1	1	2	0	0
2T	1	1	3	0	0
2T	1	1	4	0	0
2T	1	2	1	0	0
2T	1	2	2	0	0
2T	1	2	3	0	0
2T	1	2	4	0	0
2T	1	3	1	0	0
2T	1	3	2	0	0
2T	1	3	3	0	0
2T	1	3	4	0	0
2T	1	4	1	0	0
2T	1	4	2	0	5
2T	1	4	3	0	0
2T	1	5	1	0	0
2T	1	5	2	0	0
2T	1	5	3	0	0
2T	1	5	4	0	0